

進化論的計算手法による適応デジタルフィルタに関する研究

著者	阿部 正英
学位授与機関	Tohoku University
URL	http://hdl.handle.net/10097/55175

①

博士學位論文

論文題目 進化論的計算手法による
適応デジタルフィルタに関する研究

提出者 東北大学大学院工学研究科
電気・通信工学 専攻

学籍番号 8D49

氏名 阿部 正英

指 導 教 官	川 又 政 征 教 授
審 査 委 員 (○印は主査)	○ 川又政征 教 授 1 樋口龍雄 教 授 2 阿部健一 教 授 3 _____ 教 授 4 _____ 教 授

備考(1) 外国人留学生は、国籍を記入すること。
(2) 履歴事項は、大学入学から年次にしたがって記入すること。
(3) 博士課程の修了年月日は、学位記授与式年月日を記入すること。

目次

記号表	4
第1章 緒言	8
第2章 適応信号処理に関する基礎的考察	14
2.1 まえがき	14
2.2 適応デジタルフィルタに関する基礎的考察	14
2.3 最急降下法に基づいた適応アルゴリズムに関する基礎的考察	21
2.3.1 最急降下法	21
2.3.2 LMS (least-mean-square) アルゴリズム	21
2.3.3 RPE (recursive prediction error) アルゴリズム	26
2.4 誤差関数の勾配に基づかない適応アルゴリズムに関する基礎的考察	33
2.4.1 LRS (linear random search) アルゴリズム	33
2.4.2 Darwinian design	34
2.4.3 遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm: GA)	34
2.4.4 New learning adaptive algorithm	35
2.5 むすび	37
第3章 進化論的デジタルフィルタ	38
3.1 まえがき	38

3.2	フィルタの構成	38
3.3	フィルタリング過程	41
3.3.1	フィルタリング	41
3.3.2	評価	42
3.3.3	出力選択	42
3.4	適応アルゴリズム	43
3.4.1	無性生殖手法	44
3.4.2	有性生殖手法	47
3.4.3	内部状態の扱い	48
3.5	従来の適応アルゴリズムとの相違点	50
3.6	むすび	53
 第4章 進化論的デジタルフィルタの性能評価		54
4.1	まえがき	54
4.2	パラメータに関する経験則	54
4.3	システム同定	55
4.3.1	様々な形状の2乗平均誤差曲面上での探索における収束 特性の比較	56
4.3.1.1	2乗平均誤差曲面が単峰性の場合	58
4.3.1.2	2乗平均誤差曲面が単峰性で未知システムの極 が単位円に極めて近い場合	61
4.3.1.3	2乗平均誤差曲面が多峰性の場合 (1)	70
4.3.1.4	2乗平均誤差曲面が多峰性の場合 (2)	72
4.3.2	2乗平均誤差以外の評価関数を用いた処理	76
4.3.3	適応アルゴリズムにおける不安定領域に存在する係数 の取り扱い	77

4.4 干渉キャンセリング	83
4.5 むすび	91
第5章 進化論的デジタルフィルタの並列 DSP 上での実現	92
5.1 まえがき	92
5.2 計算量	92
5.3 適応アルゴリズムの並列化	94
5.4 DSP (digital signal processor) 上での実現	102
5.5 むすび	109
第6章 結言	110
付録A システム同定における 2 乗平均誤差の理論値の導出 (1)	112
付録B システム同定における 2 乗平均誤差の理論値の導出 (2)	123
付録C システム同定における 2 乗平均誤差の理論値の導出 (3)	128
参考文献	135
索引	143
謝辞	151

記号表

$a_i(k)$	適応デジタルフィルタの係数
$a_{n,i}(k)$	内部フィルタ F_i の係数
A	EDF における総生物数
$b_j(k)$	適応デジタルフィルタの係数
$b_{m,i}(k)$	内部フィルタ F_i の係数
D	New learning adaptive algorithm におけるオフセットレンジ
$d(k)$	目標信号
$e(k)$	誤差信号
$E[e^2(k)]$	2 乗平均誤差
F_i	内部フィルタ
$f_i(k)$	内部フィルタ F_i に対応する生物の適応度
$g_i(k)$	内部フィルタ F_i の評価値
$g(\mathbf{W}(k))$	係数 $\mathbf{W}(k)$ の時の 2 乗平均誤差の瞬時値
$H(z)$	適応デジタルフィルタの伝達関数
$H_i(z)$	内部フィルタ F_i の伝達関数
i	汎用変数
j	汎用変数
J	2 乗平均誤差
k	信号処理時刻

$K(z)$	雑音除去における雑音源から主入力までの伝達関数
L	フィルタの次数
\mathbf{m}_i	$[-1, 1]$ の範囲の一様乱数ベクトル
M	フィルタの次数
$n(k)$	雑音信号・干渉信号
$n'(k)$	参照信号
$\mathbf{n}_{i,j}$	平均 0, 分散 1 のガウス分布の乱数ベクトル
\mathbf{n}_m	平均 0, 分散 1 のガウス分布の乱数ベクトル
N	フィルタの次数
N_{ac}	無性生殖手法において 1 個の親から生成される子孫の数
N_{ap}	無性生殖手法における親の数
N_{sp}	有性生殖手法における親の数
$P(z)$	システム同定における未知システムの伝達関数
$P_{a,i}$	無性生殖手法において家族 i の中での次世代への生き残る生物
P_{ac}	無性生殖手法における子孫の集団
$P_{ac,i}$	無性生殖手法において家族 i に含まれる子孫
$P_{ap,i}$	無性生殖手法において家族 i に含まれる親
P_{ap}	無性生殖手法における親の集団
P_{sc}	有性生殖手法における子孫の集団
$P_{sp,k(m)}$	有性生殖手法において家族 m に含まれる親
$P_{sp,l(m)}$	有性生殖手法において家族 m に含まれる親
$P_{sp,m}$	有性生殖手法において家族 m に含まれる子孫
P_{sp}	有性生殖手法における親の集団
r	無性生殖手法における転写ミスの大きさ
s	有性生殖手法における転写ミスの大きさ

$s(k)$	目的信号
S	部分集団数 (並列度)
t	EDF における世代
t_e	New learning adaptive algorithm におけるランダム探索の評価 期間
T	行列の転置
T_0	EDF における評価期間
$U(k)$	平均 0, 分散 σ^2 のガウス分布の乱数ベクトル
$v(k)$	外乱 (観測雑音)
w_i	適応デジタルフィルタの係数
w'_i	SGA の遺伝子を求めるために変換した適応デジタルフィルタ の係数
$W(k)$	適応デジタルフィルタの係数ベクトル
$W_i(k)$	内部フィルタ F_i の係数ベクトル
$W_{ac,i,j}$	無性生殖手法における子孫の係数ベクトル
$W_{ap,i}$	無性生殖手法における親の係数ベクトル
$W_{sc,m}$	有性生殖手法における子孫の係数ベクトル
$W_{sp,k(m)}$	有性生殖手法における親の係数ベクトル
$W_{sp,l(m)}$	有性生殖手法における親の係数ベクトル
$x(k)$	入力信号
$x_{f,j}(k)$	RPE アルゴリズムにおける内部信号
$\mathbf{X}_f(k)$	RPE アルゴリズムにおける内部信号ベクトル
$y(k-n, k)$	時刻 k において再計算した時刻 $k-n$ の出力信号
$y(k)$	出力信号
$y_{f,i}(k)$	RPE アルゴリズムにおける内部信号
$y_{i_max}(k)$	EDF の出力信号として選択された内部フィルタの出力信号

α	汎用変数
α_i	フィルタの係数
β	汎用変数
β_j	フィルタの係数
μ	ステップサイズパラメータ
$\nabla(k)$	2乗平均誤差の勾配ベクトル
$\hat{\nabla}(k)$	推定した2乗平均誤差の勾配ベクトル

第1章

緒言

未知システムの入力信号と出力信号からシステムのパラメータを逐次的に推定するフィルタを適応フィルタと呼ぶ。このように、環境の変化に適応して信号処理を行う技術の発展は早くから期待されていた。その典型的な例がエコーキャンセリングである。国際電話におけるエコーを消去する方式は1957年頃に大島と榎本により、提案されている [1]。また、適応フィルタにおける代表的な適応アルゴリズムである最小2乗平均 (least mean square: LMS) アルゴリズムは、1960年に B. Widrow と M. E. Hoff により提案されている [2,3]。しかし、当時主流であったアナログ技術では、これらの実現は困難であった。これに対して、近年、LSI 技術を基板とするデジタル信号処理技術の発展によって、適応的な処理を高精度で行うことが可能になった。したがって、適応フィルタの研究は、適応デジタルフィルタが対象になっているとってよい。

適応デジタルフィルタの応用例としては、以下のものがある [4]。

- 同定
 - ー システム同定
- インバースモデリング

- 適応等化
- ブラインド等化
- 予測
 - 線形予測符号化
 - 適応差分パルス符号変調
 - 適応線スペクトル強調
- 干渉キャンセリング
 - 適応ノイズキャンセリング
 - エコーキャンセリング

これらの応用の基礎となるのが、システム同定である。上記の応用例の基本は、波形そのものの推定ではなく、その波形の経路に存在するシステムの推定である。この未知システムのパラメータを推定することで、不要な波形の消去や予測などが可能となる [1]。

適応デジタルフィルタは、フィルタリング過程と適応過程の2つの過程からなる。フィルタリング過程では、可変係数のフィルタでフィルタリングを行い、出力を得る。適応過程では、フィルタリング過程から得られる出力と目標値との誤差を基準として係数を調整する。適応デジタルフィルタでは、この係数調整を行うための適切な適応アルゴリズムを設計することが重要な課題である。代表的な適応アルゴリズムとしては、LMS アルゴリズムがある。LMS アルゴリズムは、広い意味で、2乗平均誤差を最急降下法に基づいて最小にする方法である [1]。

LMS アルゴリズムを用いた場合の適応デジタルフィルタの代表的な構造は、FIR (finite impulse response) フィルタを用いたものである。しかし、長距離電話回線や拡声通信系などで用いられるエコーキャンセリングにおいては、IIR (infinite impulse response) フィルタが必要となる場合がある。これ

は、FIR フィルタを用いた場合、推定すべきインパルス応答長が 10^3 オーダになる場合があり、回路規模や処理時間、収束速度などの点で実現困難になる可能性があるからである。例として、FIR フィルタを用いてエコーキャンセリングを実現する場合について示す。吸音材を使用していない会議室において、エコー消去量を 40 dB とした時の FIR フィルタの最適フィルタ次数は、約 6600 次にもなる [5]。これに対して、IIR フィルタを用いた場合は、FIR フィルタを用いた場合と比べて、少ないパラメータ数でシステムを推定できる [6, 7]。また、未知システムの伝達関数が多項式ではなく、有理関数(多項式の比)であるとき、適応デジタルフィルタも有理関数の伝達関数を有する IIR フィルタにするのは自然である [1]。このため、IIR フィルタを用いた適応アルゴリズムについての検討が行われている [8, 9]。

しかし、IIR フィルタを用いて適応デジタルフィルタを実現すると、次のような問題点がある。

- 2乗平均誤差曲面が多峰性になる [9, 10]。このため、LMS アルゴリズムなどのように 2乗平均誤差曲面の傾きに基づいた探索を行うアルゴリズムの場合、適応デジタルフィルタの係数が最小値ではなく極小値に収束してしまうという問題がある。
- 未知システムの極が単位円に近い場合、2乗平均誤差曲面の傾きに基づいた探索を行う多くのアルゴリズムでは、このような極を探索することができない [11]。
- 係数更新を行うごとにフィルタの安定化のための演算が必要になる [9]。

著者は、このような IIR フィルタを用いても適応デジタルフィルタを実現できる新しい適応デジタルフィルタとして、進化論的デジタルフィルタ (evolutionary digital filter: EDF) を提案している [12-30]。EDF は、生物の進化・適応戦略をモデルとした適応アルゴリズムを持つ。

生物のさまざまな活動や知的能力を計算機上でエミュレートし、工学上の問題を解こうという考え方は、最近の科学技術の大きな流れの一つである。適応信号処理や適応システムにおける「適応」という考え方もその一つである。この言葉には、生物の環境への適応能力を模倣したいという人間の願望がある [31]。最近の計算機の処理速度とメモリ容量の向上を考えると、以前は困難とされていた生物の環境適応能力をある程度直接的にエミュレートして信号処理を行うことも現実味を帯びてくる。このような背景から、生命や生物の特質をモデルとして「やわらかいシステム」を分析・設計する手法が提案されている。例えば、ニューラルネットワークや人工生命、進化論的計算手法などの研究があげられる [32-38]。これに対して、従来の解析的・代数的手法は、これまでのほとんどの科学技術の分野において用いられている。この手法は、「かたいシステム」を分析・設計する場合には都合のよい方法である。

「やわらかいシステム」として生物集団の動作をみると、これまでの人工的な単一の「かたいシステム」にはない特質がある。ここでは、例として、ハチの場合を見てみる。個々のハチは、「シンプルなルール」により行動し、「8の字ダンス」などによる簡単な情報伝達のみを行い、全体を統括するような立場のハチはいない。それでも、ハニカム構造の巣を作り、えさを集め、分業して巣を維持している [39]。このように、個々の生物の能力はそれほど高くなく、また、その生物の構造は単純なものでも、生物集団の動作を見ると、環境にすばやく適応する能力や、自然な並列処理能力、自己組織化能力などすぐれた特質を持つ。このような特質は、適応デジタルフィルタにおいて要求される基本的な特質である。

そこで、著者は、EDFの適応アルゴリズムとして進化論的計算手法に基づく適応アルゴリズムを提案している。このEDFの適応アルゴリズムは、誤差関数の勾配に基づかない探索を行う。このように誤差関数の勾配に基

づかない適応アルゴリズムは古くから散見される (linear random search [40], genetic algorithm [11,41-45], new learning adaptive algorithm [46-49], Darwinian design [50,51]). しかし, EDF の適応アルゴリズムは, フィルタ係数の表現方法や探索手法において, これらの手法と異なっている.

以上のことから, EDF は, ここまでに示した従来の適応デジタルフィルタと比較して次の利点を持つ.

- 多峰性の2乗平均誤差曲面において極小値にとらわれず最小値を探索できる.
- 応用に応じて誤差関数を選択できる.
- 安定性の判別を適応アルゴリズムで特別に行わなくてよい.
- 並列処理化が容易な適応アルゴリズムを持つ.

以上の利点や EDF の動作を示す応用例として, 本論文では, システム同定と干渉キャンセリングを行う. システム同定では, まず, EDF が適応デジタルフィルタとして動作することを確認する. その上で, 多峰性の2乗平均誤差曲面において最小値を探索できることを示す. ここでは, 最小2乗平均アルゴリズムを用いた適応デジタルフィルタ (adaptive digital filter based on the least mean square algorithm: LMS-ADF) と単純遺伝的アルゴリズムを用いた適応デジタルフィルタ (adaptive digital filter based on the simple genetic algorithm: SGA-ADF) で同様にシステム同定を行い, 収束特性を比較する. 次に, 2乗誤差以外の誤差関数として最大値誤差と絶対値和誤差を用いて適応信号処理が行えることを示す. さらに, EDF は, 安定化のための操作を特別に行わなくても, 適応デジタルフィルタとして動作可能であることを確認する. 干渉キャンセリングでは, 心電図の干渉キャンセリングを行い, LMS-ADF と EDF による処理結果を比較する. その結果, EDF を用いた方が定常誤差が小さいことを示す. また, 並列 EDF を実現し, 適応アルゴリ

ズムの並列化が容易であることを示す。その上で、並列 EDF を並列 DSP (digital signal processor) 上で実現することにより処理時間が削減できることを示す。

本論文は、以上の内容を取りまとめたものであり、以下に示す6章より構成される。

第1章は、本論文の背景と目的およびその概要を述べた緒言である。

第2章では、適応信号処理について概説する。まず、適応信号処理の原理について説明し、次に、代表的な適応アルゴリズムについて示す。

第3章では、提案している EDF について説明する。まず、フィルタの構造と適応アルゴリズムについて説明する。その上で、従来の適応アルゴリズムとの相違点について述べる。

第4章では、EDF の性能を評価するために、システム同定と干渉キャンセリングを行う。その処理結果から、提案する EDF の有効性を示す。

第5章では、EDF の適応アルゴリズムの並列化について検討する。

第6章は、結言である。

以上、本論文の企図するところを概説した。

第2章

適応信号処理に関する基礎的考察

2.1 まえがき

本章では，適応信号処理について概説する．まず，適応信号処理の原理を説明する．次に，最急降下法に基づいた適応アルゴリズムについて示す．最後に，従来提案されている誤差関数の勾配に基づかない適応アルゴリズムについて概説する．

2.2 適応ディジタルフィルタに関する基礎的考察

図 2.1 は，適応ディジタルフィルタの構成を示している．適応ディジタルフィルタは，フィルタリング過程と適応過程からなる．フィルタリング過程では，係数が固定のフィルタではなく，係数が可変のフィルタを用いる．適応過程では，適応アルゴリズムによりこの可変係数の調整を行う．

適応ディジタルフィルタでは，入力信号を $x(k)$ とし，出力信号を $y(k)$ とする．誤差信号 $e(k)$ は，目標信号 $d(k)$ と出力信号 $y(k)$ の誤差であり，

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad (2.1)$$

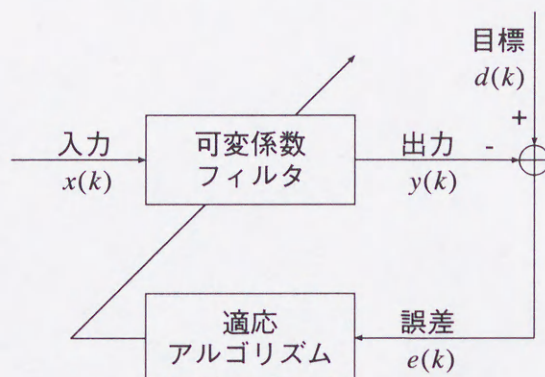


図 2.1 適応デジタルフィルタの構成

により求める。

図 2.1 に示すように、適応デジタルフィルタには目標信号が必要である。この目標信号には、応用によって適切な信号を選択する。

まず、システム同定の場合の目標信号について示す。図 2.2 は、システム同定におけるフィルタの構成を示している。システム同定では、未知システムと適応デジタルフィルタに同一の入力を与えている。この未知システムと適応デジタルフィルタの出力の誤差を最小にするように適応デジタルフィルタを動作させることにより、未知システムのパラメータが適応デジタルフィルタの係数として得られる。このことから、システム同定における目標信号は、未知システムの出力である。しかし、図 2.2 に示すように、観測雑音などの外乱により、目標信号である未知システムの出力がそのまま得られない場合もある。この時、外乱 $v(k)$ と目標信号 $d(k)$ の相関が弱い場合は図 2.2 に示したシステムはかなり有効に動作するが、相関が強い場合には効果が期待できない [1]。このため、システム同定の実現において、外乱の統計的性質には注意が必要である。

次に、雑音除去の場合の目標信号について示す。図 2.3 は、雑音除去にお

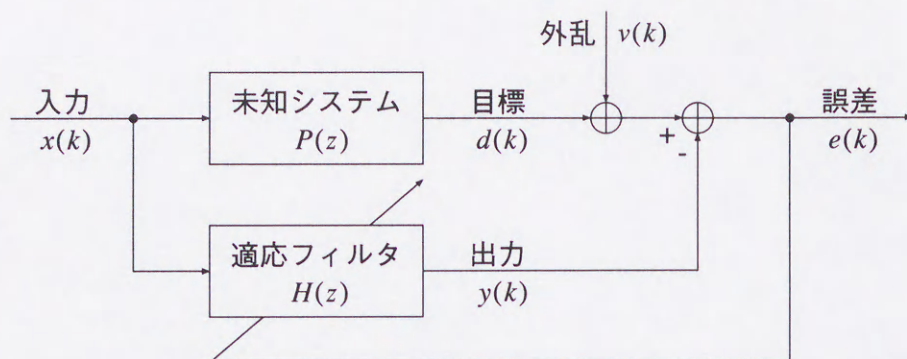


図 2.2 システム同定におけるフィルタの構成

けるフィルタの構成を示している。主入力には、取り出したい目的の信号 $s(k)$ に雑音を加わったものが入る。参照入力とは、この雑音を除去するために、除去したい雑音源に可能な限り近接し、さらに、信号 $s(k)$ の影響を受けないことが必要である。システム同定の例と対応づけて考えると、雑音除去における雑音 $n(k)$ がシステム同定における入力 $x(k)$ に対応する。さらに、雑音除去における目標の信号 $s(k)$ がシステム同定における外乱 $v(k)$ に対応する。このように考えると、雑音除去における適応デジタルフィルタは、雑音源から主入力までの伝達関数 $K(z)$ を同定するというシステム同定を行っていることに対応する。これにより、主入力に入る雑音を推定し、雑音を除去する。以上のことから、雑音除去における目標信号は、伝達関数 $K(z)$ の空間を伝わってきた雑音 $n(k)$ となる。

さて、以上のように、雑音除去やエコーキャンセリングの基本は、波形そのものの推定ではなく、その波形の経路に存在するなんらかのシステムのパラメータの推定である。つまり、未知システムのパラメータを推定することで、不要な波形の除去が可能になる。パラメータ推定の目的からいえば、未知システムと適応デジタルフィルタのパラメータの距離を直接評価量としたい。しかし、未知システムのパラメータが文字通り未知であるた

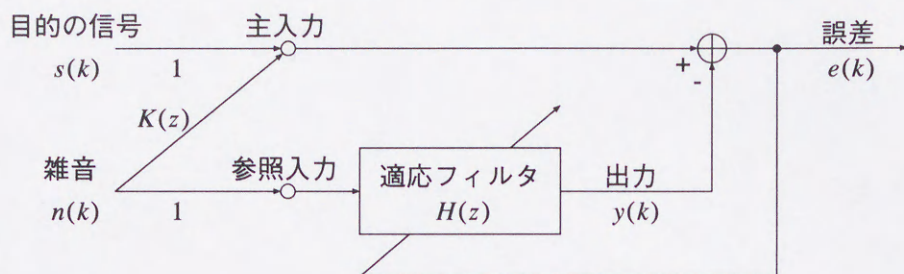


図 2.3 雑音除去におけるフィルタの構成

め、この評価量を直接利用することができない。そこで、誤差の2乗平均値 $E[e^2(k)]$ が評価量としてよく使われる [1]。これは、2乗平均誤差を用いることで、適応デジタルフィルタの係数更新式が容易に導出できるようになるからである。

このシステムパラメータの推定は、適応デジタルフィルタの係数に対して評価量を作る曲面において、評価量が最小になる係数を探索することに対応する。

ここで、適応デジタルフィルタの係数に対して評価量を作る曲面の一例を示す [31]。図 2.4 は、干渉キャンセリングにおける信号の関係を示している。入力信号 $s(k)$ は、平均 0、分散 0.05 の白色ガウス信号とする。また、干渉信号 $n(k)$ と参照信号 $n'(k)$ は、それぞれ

$$n(k) = \sin\left(\frac{2\pi k}{16} + \frac{\pi}{10}\right) \quad (2.2)$$

$$n'(k) = \sqrt{2} \sin\left(\frac{2\pi k}{16}\right) \quad (2.3)$$

とする。適応デジタルフィルタの伝達関数は、

$$H(z) = \sum_{i=0}^L w_i z^{-i} \quad (2.4)$$

とする。図 2.5 は、 $L=1$ としたときの評価量の曲面である。ここで、評価量には2乗平均誤差を用いている。図 2.6 は、この2乗平均誤差曲面を等高

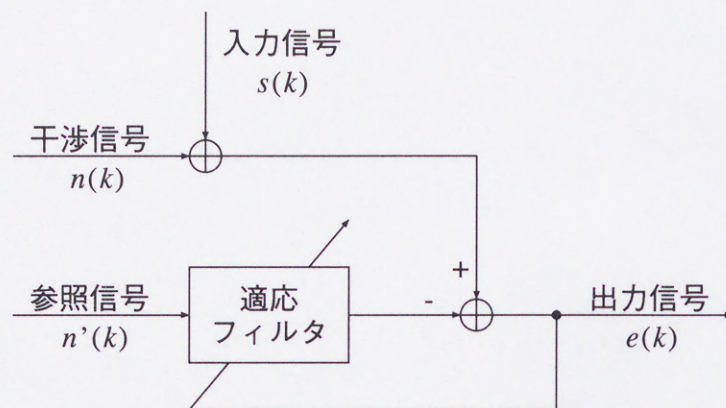


図 2.4 干渉キャンセリングにおける信号の関係

線で表したものである。適応デジタルフィルタは、このような曲面上で誤差が最小になる係数を探索する。

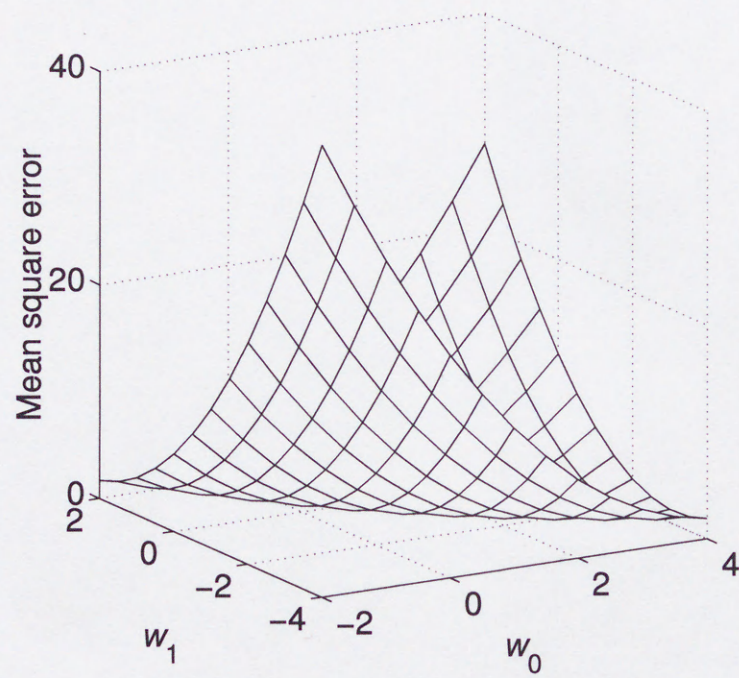


図 2.5 FIR フィルタを用いた干渉キャンセリングにおける 2 乗平均誤差曲面

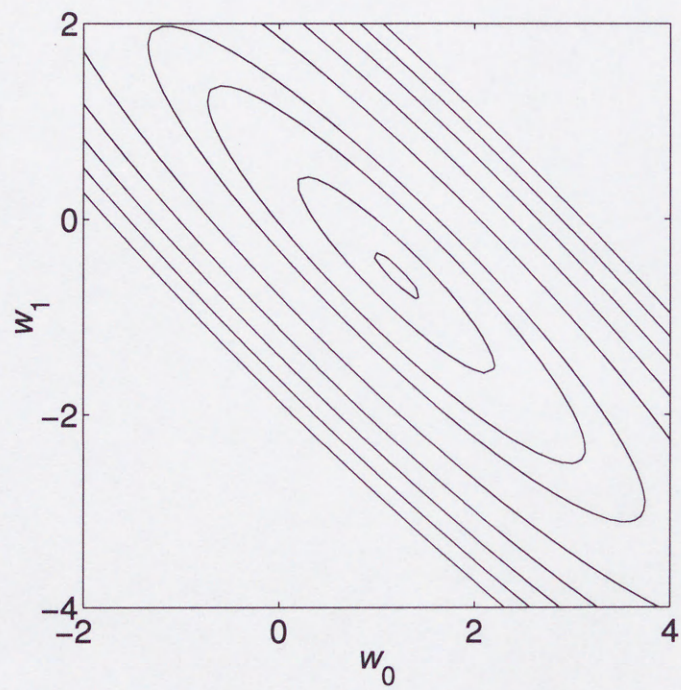


図 2.6 FIR フィルタを用いた干渉キャンセリングにおける 2 乗平均誤差の等高線

2.3 最急降下法に基づいた適応アルゴリズムに関する基礎的考察

2.3.1 最急降下法

2.2節で述べたように，適応デジタルフィルタの評価量としては誤差の2乗平均値 $J = E[e^2(k)]$ がよく用いられる．最急降下法では，2乗平均誤差 J が既知であるとし，勾配ベクトル

$$\nabla(k) = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}(k)} \quad (2.5)$$

を用いて係数を更新する．これは， $-\nabla(k)$ が2乗平均誤差曲面の最急降下の方向を指していることを利用している．よって，最急降下法による係数更新は

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) - \mu \nabla(k) \quad (2.6)$$

により実現される．ここで， μ は係数更新量を調整するステップサイズパラメータである．

図2.7は，図2.4に示した干渉キャンセリングを，最急降下法を用いて行ったときの係数の軌跡である．適応デジタルフィルタの係数の軌跡の方向がつねに2乗平均誤差の等高線に直角であること，つまり，最急降下していることが確認できる．

2.3.2 LMS (least-mean-square) アルゴリズム

LMS アルゴリズムは，B. Widrow と M. E. Hoff が最初に適応スイッチング回路の研究において開発したものである [2]．その後，B. Widrow は，最急降下アルゴリズムの詳細な解析と，LMS アルゴリズムとの発見的な関係について述べている [52]．

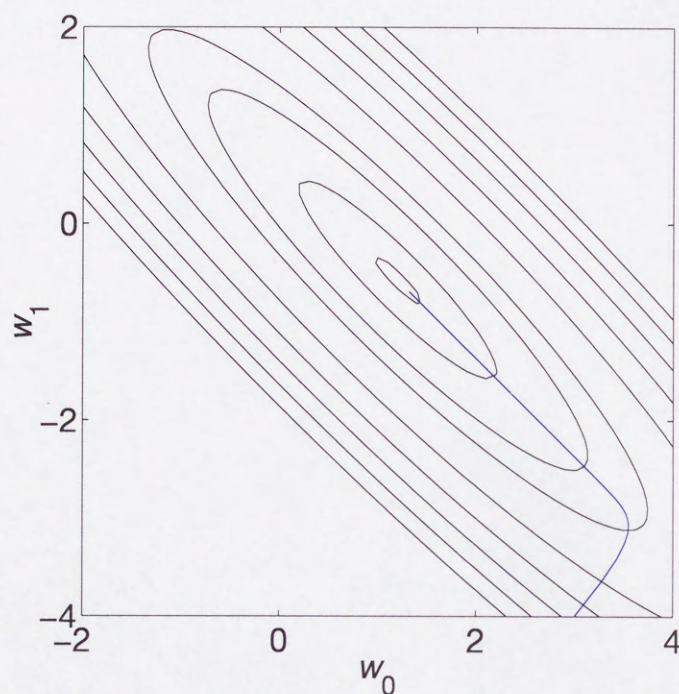


図 2.7 最急降下法を用いた干渉キャンセリングにおける適応デジタルフィルタの係数の軌跡

LMS アルゴリズムは、最急降下法に基づく適応アルゴリズムである。しかし、適応信号処理では、最急降下法の場合既知であった 2 乗平均誤差 $J = E[e^2(k)]$ があらかじめわからない。このため、LMS アルゴリズムでは、最急降下法で係数更新に用いた勾配ベクトル

$$\nabla(k) = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}(k)} = \frac{\partial E[e^2(k)]}{\partial \mathbf{W}(k)} \quad (2.7)$$

があらかじめ求められない。そこで、LMS アルゴリズムでは、2 乗平均誤差 $E[e^2(k)]$ のかわりに、その瞬時値 $e^2(k)$ を用いる。これにより、LMS アルゴリズムでは、局所的に推定した勾配ベクトル

$$\hat{\nabla}(k) = \frac{\partial e^2(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \quad (2.8)$$

を用いて係数更新を行う。よって、係数更新式は

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) - \mu \hat{\nabla}(k) \quad (2.9)$$

となる。

LMS アルゴリズムでは、図 2.8 のように、可変係数のフィルタを FIR フィルタとしている。よって、出力 $y(k)$ は、入力を $x(k)$ とすると、

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{i=0}^L w_i(k)x(k-i) \\ &= \mathbf{W}^T(k)\mathbf{X}(k) \end{aligned} \quad (2.10)$$

で与えられる。ここで、

$$\mathbf{W}(k) = [w_0(k), w_1(k), \dots, w_L(k)]^T \quad (2.11)$$

$$\mathbf{X}(k) = [x(k), x(k-1), \dots, x(k-L)]^T \quad (2.12)$$

とし、 T は行列の転置を表すものとする。以上より、推定した勾配ベクトル $\hat{\nabla}(k)$ は、

$$\begin{aligned} \hat{\nabla}(k) &= \frac{\partial e^2(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \\ &= 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \\ &= 2e(k) \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}(k)} (d(k) - y(k)) \\ &= -2e(k) \frac{\partial y(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \\ &= -2e(k) \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}(k)} \mathbf{W}(k)^T \mathbf{X}(k) \\ &= -2e(k) \mathbf{X}(k) \end{aligned} \quad (2.13)$$

となる。

以上より、LMS アルゴリズムにおける係数更新式は

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + 2\mu e(k)\mathbf{X}(k) \quad (2.14)$$

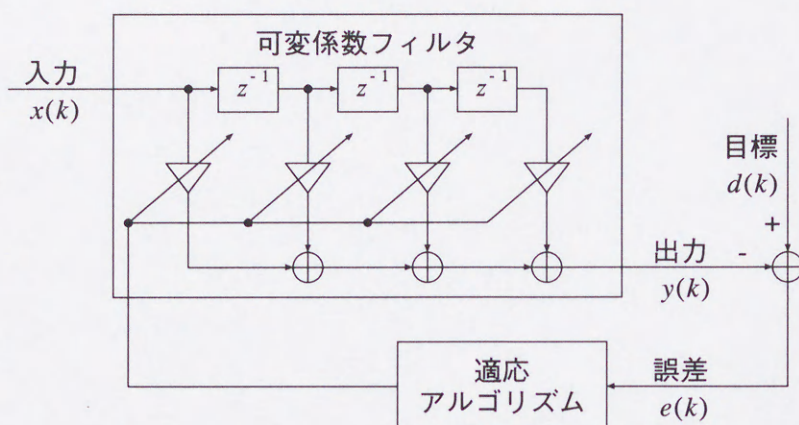


図 2.8 FIR フィルタを用いた適応デジタルフィルタの構成の例

となる．ここで， μ はステップサイズパラメータで，フィルタの安定条件から

$$0 < \mu < \frac{1}{\text{入力電力の総和}} \quad (2.15)$$

を満たさなければならない．

ステップサイズパラメータ μ は，実験から次のような特徴を持つことがわかっている． μ の値が小さい時は，適応が遅くなるが，適応後の定常誤差を小さくすることができる．逆に μ の値が大きい時は，適応は比較的速いが適応後の定常誤差が増加してしまう．したがって，使用する応用に応じて適切なステップサイズパラメータを決定する必要がある [52]．

図 2.9 は，図 2.4 に示した干渉キャンセリングを，LMS アルゴリズムを用いて行ったときの係数の軌跡である．LMS アルゴリズムは，基本的には，最急降下方向に係数を更新している．しかし，LMS アルゴリズムは，最急降下法とは異なり，局所的に推定した勾配ベクトルを用いているために，軌跡がジグザグになっている．

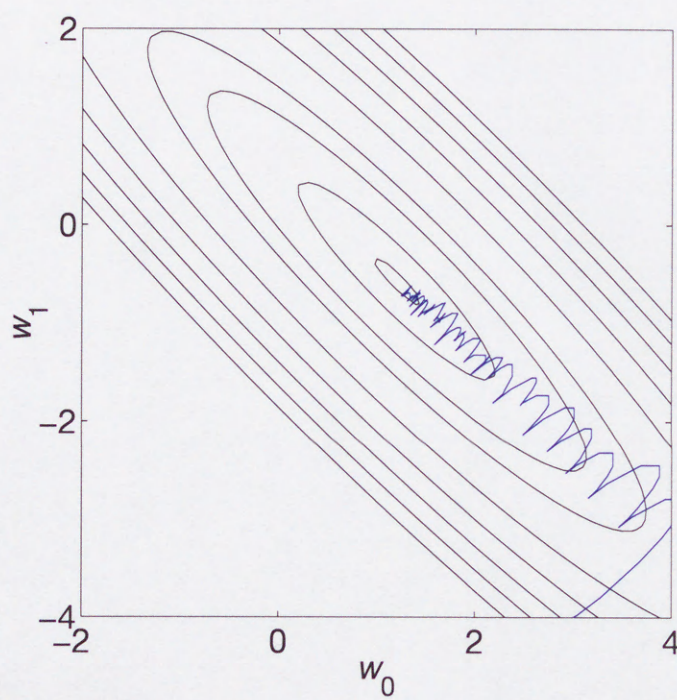


図 2.9 LMS アルゴリズムを用いた干渉キャンセリングにおける適応デジタルフィルタの係数の軌跡

2.3.3 RPE (recursive prediction error) アルゴリズム

RPE アルゴリズム [9] は, LMS アルゴリズムと同様に最急降下法に基づく適応アルゴリズムである. よって, RPE アルゴリズムでも LMS アルゴリズムと同様に推定した勾配ベクトルを用いて係数更新を行う. これより, 係数更新式は

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) - \mu \hat{\nabla}(k) \quad (2.16)$$

である.

RPE アルゴリズムは, 図 2.10 のように可変フィルタが IIR フィルタの場合に用いることができるように LMS アルゴリズムを拡張したものである. よって, 出力 $y(k)$ は,

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{n=1}^N a_n(k)y(k-n) + \sum_{m=0}^M b_m(k)x(k-m) \\ &= \mathbf{W}^T(k)\mathbf{X}(k) \end{aligned} \quad (2.17)$$

で与えられる. ここで,

$$\mathbf{W}(k) = [a_1(k), a_2(k), \dots, a_N(k), b_0(k), b_1(k), \dots, b_M(k)]^T \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(k) &= [y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-N), \\ &\quad x(k), x(k-1), \dots, x(k-M)]^T \end{aligned} \quad (2.19)$$

とする.

RPE アルゴリズムにおける推定した勾配ベクトルの導出は以下のように行う.

$$\begin{aligned} \hat{\nabla}(k) &= \frac{\partial e^2(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \\ &= 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \end{aligned}$$

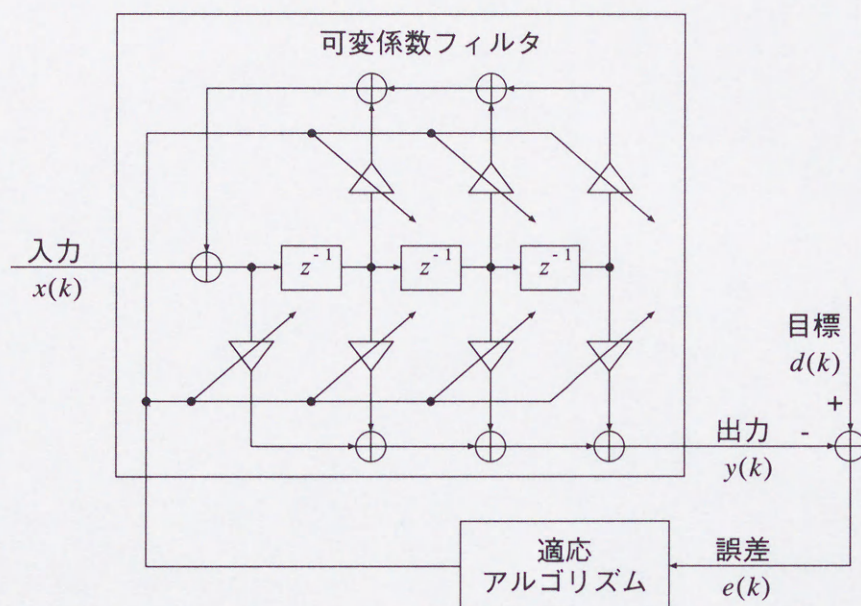


図 2.10 IIR フィルタを用いた適応デジタルフィルタの構成の例

$$\begin{aligned}
 &= 2e(k) \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}(k)} (d(k) - y(k)) \\
 &= -2e(k) \frac{\partial y(k)}{\partial \mathbf{W}(k)}
 \end{aligned} \tag{2.20}$$

ここで、次のように係数ベクトルを分解して考える。

$$\frac{\partial y(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} = \left[\frac{\partial y(k)}{\partial a_1(k)}, \frac{\partial y(k)}{\partial a_2(k)}, \dots, \frac{\partial y(k)}{\partial a_N(k)}, \frac{\partial y(k)}{\partial b_0(k)}, \frac{\partial y(k)}{\partial b_1(k)}, \dots, \frac{\partial y(k)}{\partial b_M(k)} \right]^T \tag{2.21}$$

それぞれ、

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial y(k)}{\partial a_i(k)} &= \frac{\partial}{\partial a_i(k)} \left\{ \sum_{n=1}^N a_n(k) y(k-n) + \sum_{m=0}^M b_m(k) x(k-m) \right\} \\
 &= \frac{\partial}{\partial a_i(k)} \sum_{n=1}^N a_n(k) y(k-n)
 \end{aligned}$$

$$= y(k-i) + \sum_{n=1}^N a_n(k) \frac{\partial y(k-n)}{\partial a_i(k)} \quad (2.22)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial y(k)}{\partial b_j(k)} &= \frac{\partial}{\partial b_j(k)} \left\{ \sum_{n=1}^N a_n(k) y(k-n) + \sum_{m=0}^M b_m(k) x(k-m) \right\} \\ &= \frac{\partial}{\partial b_j(k)} \sum_{m=0}^M b_m(k) x(k-m) + \frac{\partial}{\partial b_j(k)} \sum_{n=1}^N a_n(k) y(k-n) \\ &= x(k-j) + \sum_{n=1}^N a_n(k) \frac{\partial y(k-n)}{\partial b_j(k)} \end{aligned} \quad (2.23)$$

となる。式 (2.22) と式 (2.23) の右辺の要素である過去の出力値 $y(k-n)$ の現在の係数値での偏微分 $\frac{\partial y(k-n)}{\partial a_i(k)}$ と $\frac{\partial y(k-n)}{\partial b_j(k)}$ を求めるのは難しい。そこで、次のような仮定を行う。

$$\mathbf{W}(k) \approx \mathbf{W}(k-1) \approx \dots \approx \mathbf{W}(k-N) \quad (2.24)$$

これは、ステップサイズパラメータ μ を係数更新がゆっくり進むように十分小さな値にしたときに成り立つ。以上の仮定より、式 (2.22) と式 (2.23) において、

$$\frac{\partial y(k-n)}{\partial a_i(k)} \approx \frac{\partial y(k-n)}{\partial a_i(k-n)} \quad (2.25)$$

$$\frac{\partial y(k-n)}{\partial b_j(k)} \approx \frac{\partial y(k-n)}{\partial b_j(k-n)} \quad (2.26)$$

として、

$$\frac{\partial y(k)}{\partial a_i(k)} \approx y(k-i) + \sum_{n=1}^N a_n(k) \frac{\partial y(k-n)}{\partial a_i(k-n)} \quad (2.27)$$

$$\frac{\partial y(k)}{\partial b_j(k)} \approx x(k-j) + \sum_{n=1}^N a_n(k) \frac{\partial y(k-n)}{\partial b_j(k-n)} \quad (2.28)$$

を得る。ここで、

$$y_{f,i}(k) = \frac{\partial y(k)}{\partial a_i(k)} \quad (2.29)$$

$$x_{f,j}(k) = \frac{\partial y(k)}{\partial b_j(k)} \quad (2.30)$$

とおき，式 (2.27) と式 (2.28) をそれぞれ近似すると

$$y_{f,i}(k) = y(k-i) + \sum_{n=1}^N a_n(k) y_{f,i}(k-n) \quad (2.31)$$

$$x_{f,j}(k) = x(k-j) + \sum_{n=1}^N a_n(k) x_{f,j}(k-n) \quad (2.32)$$

となる．ここで， $i = 1, 2, \dots, N$ ， $j = 0, 1, \dots, M$ である．図 2.11 は，式 (2.31) と式 (2.32) の処理をブロック図で表したものである．図 2.11 からわかるように， $y_{f,i}(k)$ と $x_{f,j}(k)$ を求める必要があり，計算量とメモリ使用量が多くなってしまう．そこで，図 2.12 のように近似して，計算量とメモリ使用量を削減する．つまり，

$$y_{f,i}(k) \approx y_{f,1}(k-i+1) \quad (2.33)$$

$$x_{f,j}(k) \approx x_{f,0}(k-j) \quad (2.34)$$

と近似している．以上より，

$$\begin{aligned} \frac{\partial y(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} &= \left[\frac{\partial y(k)}{\partial a_1(k)}, \frac{\partial y(k)}{\partial a_2(k)}, \dots, \frac{\partial y(k)}{\partial a_N(k)}, \frac{\partial y(k)}{\partial b_0(k)}, \frac{\partial y(k)}{\partial b_1(k)}, \dots, \frac{\partial y(k)}{\partial b_M(k)} \right]^T \\ &= [y_{f,1}(k), y_{f,2}(k), \dots, y_{f,N}(k), x_{f,0}(k), x_{f,1}(k), \dots, x_{f,M}(k)]^T \\ &= [y_{f,1}(k), y_{f,1}(k-1), \dots, y_{f,1}(k-N+1), \\ &\quad x_{f,0}(k), x_{f,0}(k-1), \dots, x_{f,0}(k-M)]^T \end{aligned} \quad (2.35)$$

となる．よって，RPE アルゴリズムの係数更新式は，

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + 2\mu e(k) \mathbf{X}_f(k) \quad (2.36)$$

と導出される．ここで，

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_f(k) &= [y_{f,1}(k), y_{f,1}(k-1), \dots, y_{f,1}(k-N+1), \\ &\quad x_{f,0}(k), x_{f,0}(k-1), \dots, x_{f,0}(k-M)]^T \end{aligned} \quad (2.37)$$

と置いている．

以上の手順をまとめると，RPE アルゴリズムは次のようになる．

Step 1. 初期化

$$\mathbf{W}(0) = \mathbf{X}_f(0) = \mathbf{0}$$

Step 2. フィルタリング

$$y(k) = \mathbf{W}^T(k) \mathbf{X}(k)$$

Step 3. $\mathbf{X}_f(k)$ の要素を計算

$$y_{f,1}(k) = y(k-1) + \sum_{n=1}^N a_n(k) y_{f,1}(k-n)$$

$$x_{f,0}(k) = x(k) + \sum_{n=1}^N a_n(k) x_{f,0}(k-n)$$

Step 4. 係数更新

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + 2\mu e(k) \mathbf{X}_f(k)$$

Step 5. 繰り返し

Step 2 へ

RPE アルゴリズムでは、解の収束性や最適性が保証されていない。さらに、RPE アルゴリズムでは、フィルタの安定性が保証されているわけではない。したがって、係数更新を行うごとにフィルタの安定性の判別を行う必要がある。

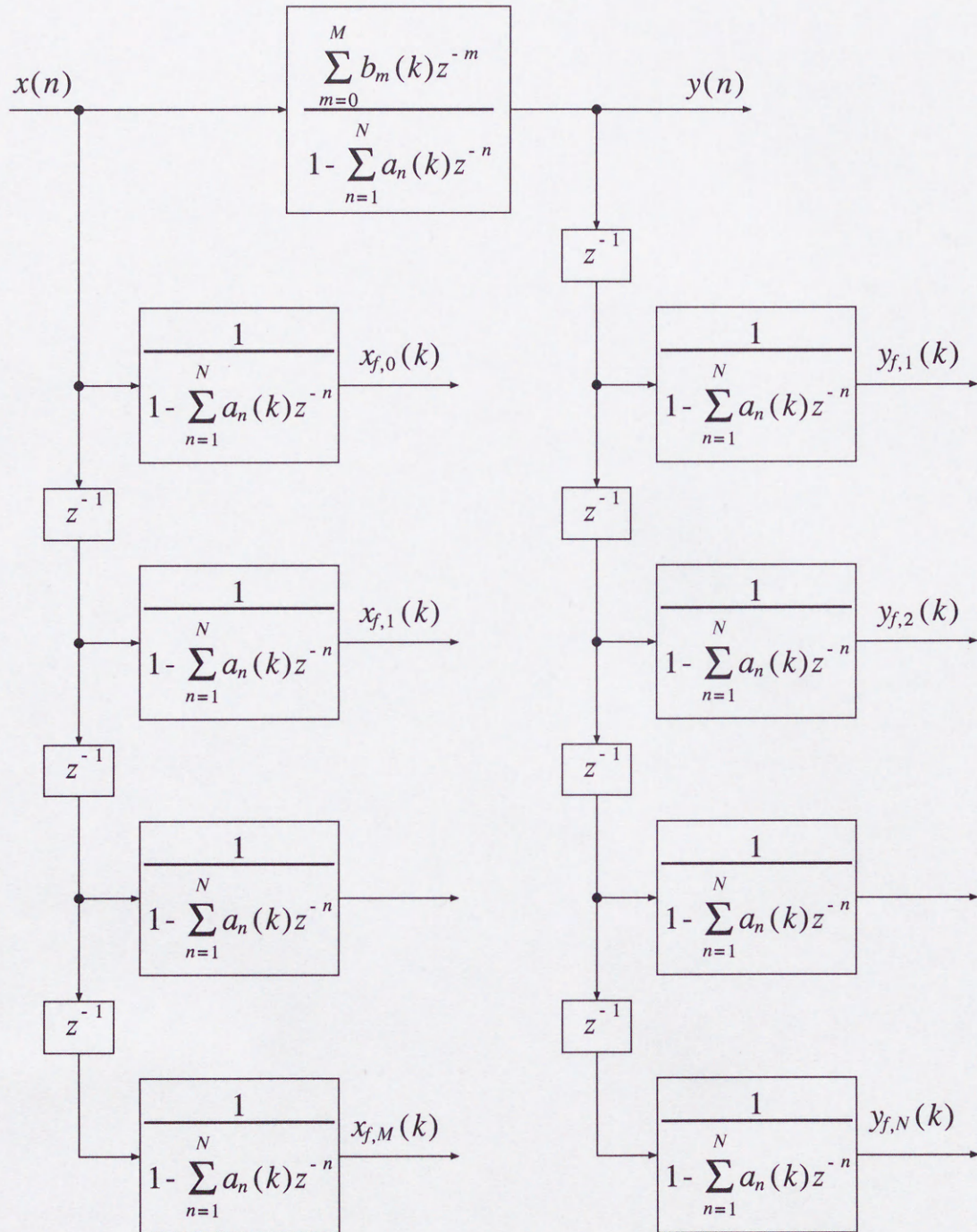


図 2.11 RPE アルゴリズムにおける信号処理の流れ (1)

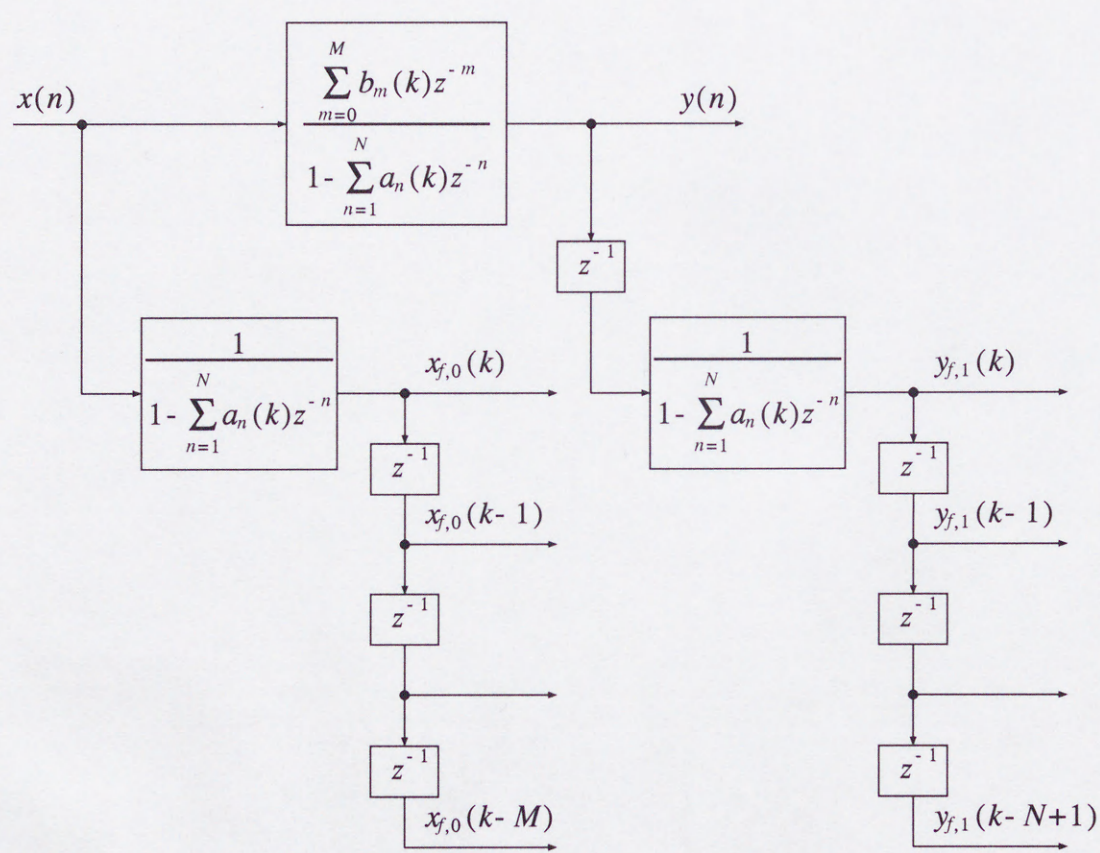


図 2.12 RPE アルゴリズムにおける信号処理の流れ (2)

2.4 誤差関数の勾配に基づかない適応アルゴリズムに関する基礎的考察

2.4.1 LRS (linear random search) アルゴリズム

LRS アルゴリズムは, B. Widrow らが 1976 年に提案した適応アルゴリズムである [40]. この LRS アルゴリズムは, 自然選択をモデルとしたランダム探索手法の一つで, 単峰性の 2 乗平均誤差曲面に対して 1 点探索を行う.

まず, 比較のために, 単純な自然選択の場合を示す. この手法では, 係数を変化させて, 誤差が小さくなればその係数更新を有効とし, 誤差が大きくなればその係数更新を無効とする. これを係数更新式として表すと,

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \frac{1}{2} [1 + \operatorname{sgn} \{g(\mathbf{W}(k)) - g(\mathbf{W}(k) + \mathbf{U}(k))\}] \mathbf{U}(k) \quad (2.38)$$

となる. ここで, $g(\mathbf{W}(k))$ は, 係数 $\mathbf{W}(k)$ の時の 2 乗平均誤差の瞬時値, $\mathbf{U}(k)$ は平均 0, 分散 σ^2 のガウス分布の乱数ベクトルとする. この手法は, 簡単に実現することができるが, 係数更新が無効になったときにその更新に関する情報がその後使われずに無駄になってしまうという問題がある.

これに対して, LRS アルゴリズムでは, 単純な自然選択法の問題点を解決するために, 誤差が大きくなった場合, 次のようにする. 係数を $\mathbf{U}(k)$ だけ変化させて誤差が大きくなった場合, 係数更新を無効とせず $-\mathbf{U}(k)$ の方向へ係数を更新する. これにより, 誤差が大きくなった場合の情報も有効に使われる. よって, LRS アルゴリズムは, 単純な自然選択の場合と比べて, 探索能力が向上する. 以上より, LRS アルゴリズムにおける係数更新式は

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu [g(\mathbf{W}(k)) - g(\mathbf{W}(k) + \mathbf{U}(k))] \mathbf{U}(k) \quad (2.39)$$

と与えられる. ここで, μ はステップサイズパラメータ, $\mathbf{U}(k)$ は平均 0, 分散 σ^2 のガウス分布の乱数ベクトルとする.

しかし、LRS アルゴリズムの探索能力は、LMS アルゴリズムの探索能力よりも低い [40]。探索能力を向上させるには、複数の $U(k)$ を用いて探索を行うなどの変更が必要である。

2.4.2 Darwinian design

Darwinian design による適応アルゴリズムは、G. D. Cain らが 1991 年に提案している [50,51]。この Darwinian design は、G. D. Cain らが固定係数のフィルタを設計するのに用いてきた手法で、これを適応デジタルフィルタに拡張したものである。

Darwinian design による適応アルゴリズムは、近傍探索を低い演算コストで実現することを目指している。したがって、このアルゴリズムは、大域的な最小値を求めることを目標とはせずに許容できる極小値を探索することを目指している。これより、係数更新は次のように行う。まず、現在の係数の近傍にランダムに発生させた係数を用いて評価を行い、次に、誤差が最も小さい係数のみを残すという方法である。つまり、温度を 0 に固定したシミュレーテッド・アニーリング (simulated annealing: SA) 法とみなすことができる。

応用例としては、Darwinian design を適応アルゴリズムに用いて適応 IIR ノッチフィルタを実現している。

2.4.3 遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm: GA)

GA を用いた適応アルゴリズムは、D. M. Etter らが、1980 年に提案している [41-44]。GA を用いた適応アルゴリズムでは、適応デジタルフィルタの係数をバイナリ表現にコーディングしたものを遺伝子と考える。その上で、

複数の遺伝子に対して選択・交叉・突然変異などの遺伝オペレーションを行うことで係数の更新を行っている。これより、誤差曲面上を多点探索していることになる。

IIR フィルタを用いた適応デジタルフィルタにおいて、GA を適応アルゴリズムに用いると、誤差曲面が多峰性になっても最小値を探索できる。これは、GA が、多峰性の探索空間に対して、大域的に探索を行うため、極小値にとらわれにくく、最小値近傍に収束することができるからである。

しかし、GA を適応アルゴリズムに用いると、収束速度が遅いという問題がある。これは、GA が、大域探索を行うため、最小値近傍に収束するのは速いが、最小値近傍における近傍探索が遅いためである。このため、D. M. Etter らは、大域探索を GA で行い、近傍探索を LMS アルゴリズムで行う手法を提案している。

さて、その他に、GA を適応アルゴリズムに用いた手法としては次のものがある。S. J. Flockton らは、1993 年に、ラティス構造のフィルタを用いた適応デジタルフィルタにおいて、GA を適応アルゴリズムに用いたシステム同定を実現している [45]。また、Q. Ma らは、1996 年に 3 つの構造 (並列形、縦続形、ラティス構造) のフィルタを用いた適応デジタルフィルタにおいて、GA を適応アルゴリズムに用いて 2 乗誤差の収束特性の比較を行っている。この実験では、GA として Genitor が用いられている [11]。

2.4.4 New learning adaptive algorithm

New learning adaptive algorithm は、S. C. Ng らが 1993 年に提案している [46-49]。この手法は、単純遺伝的アルゴリズム (simple genetic algorithm: SGA) を用いた適応アルゴリズムが持つ問題点 (収束が遅く、計算量が多い) を解決するために提案されている。そこで、この手法は、ランダム探索と LMS

アルゴリズムをあわせた適応アルゴリズムを用いている。

New learning adaptive algorithm は、次の通りである。

Step 1. 初期化

初期係数 $\mathbf{W}(0)$ をランダムに生成する。

Step 2. LMS アルゴリズム

誤差 $e(k)$ の変化量が閾値以下になるまで LMS アルゴリズムを用いて係数を更新する。

Step 3. ランダム探索

次式により、 A 個のフィルタ係数を生成する。

$$\mathbf{W}_i(k) = \mathbf{W}(k) + D \cdot \mathbf{m}_i, \quad i = 1, 2, \dots, A$$

ここで、 $\mathbf{W}(k)$ は Step 2 での最新の係数、 \mathbf{m}_i は $[-1, 1]$ の範囲の一樣乱数ベクトル、 D はオフセットレンジである。

期間 t_e の間、 A 個のフィルタでフィルタリングを行い、2乗平均誤差が最小になる係数を選択する。

Step 4. 繰り返し

Step 2 へ

以上のように、New learning adaptive algorithm では、ある限られた期間 t_e ごとに、ランダムに生成した A 個の係数を用いてフィルタリングを行い、その中で2乗平均誤差が最小となる係数を LMS アルゴリズムにおける初期係数として用いる。このため、LMS アルゴリズムにおける適応の期間は、フィルタが1個であるため計算量を削減できる。

2.5 むすび

本章では、適応信号処理について概説した。適応デジタルフィルタの動作で重要なものは、適応アルゴリズムである。この適応アルゴリズムとしては、FIR フィルタを用いた場合の代表的な適応アルゴリズムである LMS アルゴリズムについて概説した。次に、IIR フィルタを用いた場合の適応アルゴリズムとして、RPE アルゴリズムについて示した。また、従来提案されている誤差関数の勾配に基づかない適応アルゴリズムについて概説した。

第3章

進化論的デジタルフィルタ

3.1 まえがき

本章では，進化論的デジタルフィルタ (evolutionary digital filter: EDF) の提案を行う．まず，EDF の構成を示す．次に，EDF の動作をフィルタリング過程と適応アルゴリズムに分けて提案する．最後に，従来の適応アルゴリズムと EDF の適応アルゴリズムの相違点について述べる．

3.2 フィルタの構成

まず，従来の適応デジタルフィルタの構成を示す．図 3.1 は，従来の適応デジタルフィルタの構成図である．可変係数のフィルタが 1 個あり，この係数の更新を適応アルゴリズムにより行う．

これに対して，EDF の構成は，図 3.2 の通りである．可変係数のフィルタが複数個あり，この係数の更新を進化論的計算手法に基づく適応アルゴリズムによって行う．EDF の各内部フィルタ F_i は，それぞれ同一の構造を持つ可変係数のフィルタである．

EDF の構成の特徴は，次の通りである．

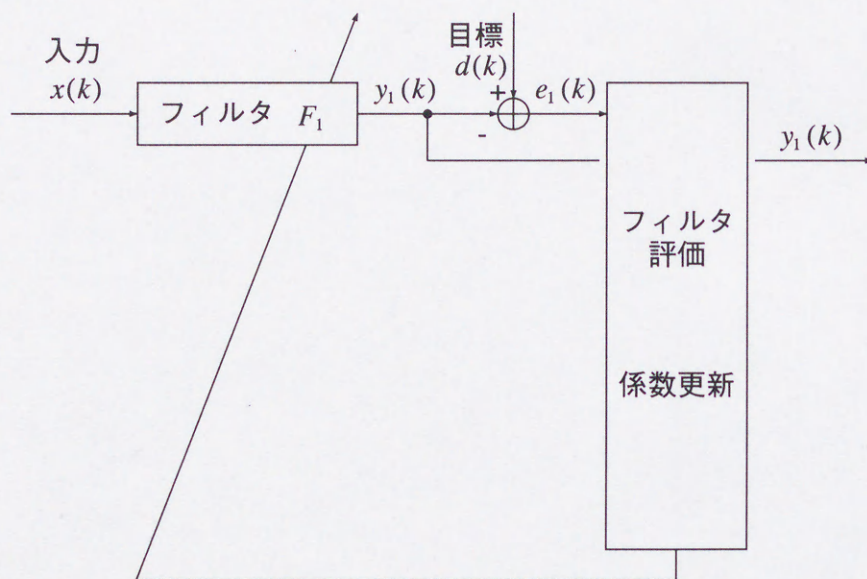


図 3.1 従来の適応デジタルフィルタの構成

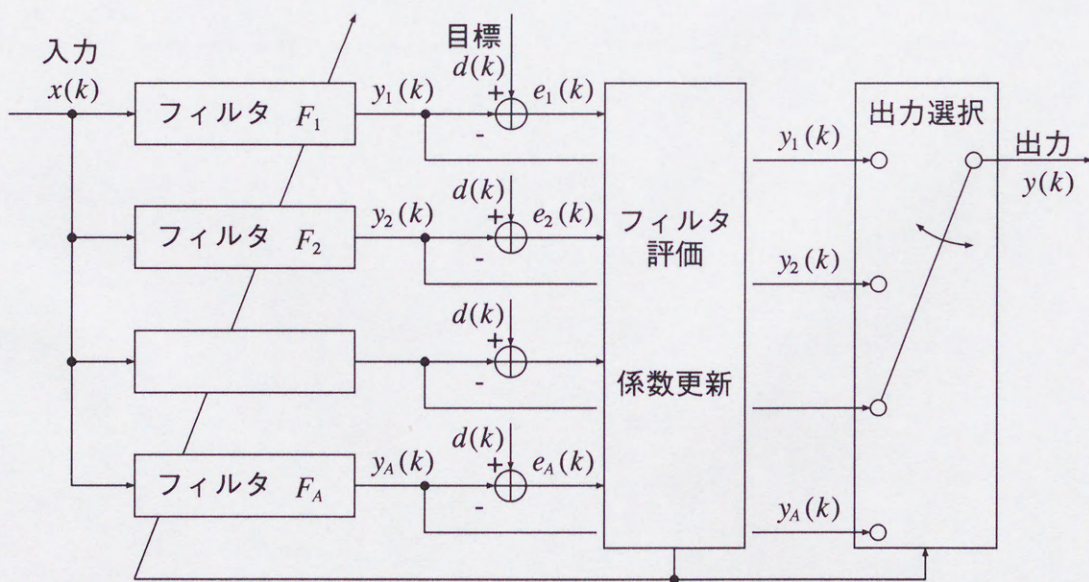


図 3.2 EDF の構成

	適応フィルタ フィルタの係数 評価値	生物 生物の遺伝子 生物の適応度
Step 1	フィルタリング	評価
Step 2	誤差の計算	
Step 3	出力選択	選択・淘汰
Step 4	係数更新	
Step 5		生殖

図 3.3 EDF における適応信号処理と進化論的計算手法の対応

- 可変係数の内部フィルタを複数持ち、それぞれが独立にフィルタリングを行う。
- 内部フィルタの構造は、次節で述べる EDF の適応アルゴリズムに依存せずに自由に選択することができる。
- 複数の内部フィルタの出力の中から、適切な出力を 1 つ選択する。
- 複数の内部フィルタの出力を用いて適応を行う適応アルゴリズムを持つ。

EDF では、図 3.3 のように、適応信号処理と進化論的計算手法を対応づける。適応信号処理における可変係数のフィルタを内部フィルタ F_i とし、これを進化論的計算手法における生物個体とする。内部フィルタの係数 $\mathbf{W}_i(k)$ は、そのまま、生物の遺伝子 $\mathbf{W}_i(k)$ とする。フィルタリングと誤差の計算は、生物を評価することに対応する。各内部フィルタの出力の中から適切な出力を選択するという動作は、適応度の一番高い生物を選択するという動作に対応する。最後に、適応信号処理における係数更新は、進化論的計算手法における生物の生殖と選択・淘汰に対応づける。

本論文では，内部フィルタ F_i の構造を IIR フィルタとし，その伝達関数を

$$H_i(z) = \frac{\sum_{m=0}^M b_{m,i}(k)z^{-m}}{1 - \sum_{n=1}^N a_{n,i}(k)z^{-n}} \quad (3.1)$$

とする．

3.3 フィルタリング過程

フィルタリング過程では，各内部フィルタでのフィルタリング，誤差の評価，出力の選択を行う．

3.3.1 フィルタリング

EDF への入力 $x(k)$ は，内部フィルタ F_i に共通に分配する．それぞれの内部フィルタの出力 $y_i(k)$ は，

$$y_i(k) = \sum_{n=1}^N a_{n,i}(k)y_i(k-n) + \sum_{m=0}^M b_{m,i}(k)x(k-m) \quad (3.2)$$

となる．ここで，内部フィルタ F_i の係数ベクトルを

$$\mathbf{W}_i(k) = [a_{1,i}(k), a_{2,i}(k), \dots, a_{N,i}(k), b_{0,i}(k), b_{1,i}(k), \dots, b_{M,i}(k)]^T \quad (3.3)$$

とおく．EDF では，この係数ベクトル $\mathbf{W}_i(k)$ をそのまま生物の遺伝子として用いる．

3.3.2 評価

内部フィルタ F_i の時刻 k における出力誤差 $e_i(k)$ は,

$$e_i(k) = d(k) - y_i(k) \quad (3.4)$$

である。これより、内部フィルタ F_i の評価値 $g_i(k)$ は、誤差 $e_i(k)$ の瞬時値、または、ある期間 T_0 の誤差 $e_i(k)$ の統計量を用いて次のように計算する。

$$g_i(k) = \begin{cases} \frac{1}{T_0} \sum_{j=0}^{T_0-1} e_i^2(k-j), & \text{2乗誤差の場合} \\ \frac{1}{T_0} \sum_{j=0}^{T_0-1} |e_i(k-j)|, & \text{絶対値和誤差の場合} \\ \max_{j=0,1,\dots,T_0-1} |e_i(k-j)|, & \text{最大値誤差の場合} \end{cases} \quad (3.5)$$

このように、EDF では、従来の適応アルゴリズムと違い、2乗誤差以外の誤差関数を用いることができる。これは、EDF の適応アルゴリズムを誤差関数と独立した形で定義しているからである。これにより、EDF では、応用に応じた誤差関数を自由に選択することができる。

各生物の適応度 $f_i(k)$ は、内部フィルタ F_i の評価値 $g_i(k)$ から

$$f_i(k) = \frac{1}{g_i(k)} \quad (3.6)$$

により求める。これにより、最小値探索を最大値探索に変換している。つまり、適応アルゴリズムは、フィルタの評価値 $g_i(k)$ の最小値を探索する手法であるのに対して、進化論的計算手法は、生物の適応度 $f_i(k)$ の最大値を探索する手法であるためである。

3.3.3 出力選択

EDF の適応アルゴリズムでは、内部フィルタの出力の中から EDF の出力を選択しなければならない。そこで、EDF の適応アルゴリズムでは、出力

$y(k)$ を

$$y(k) = y_{i_max}(k) \quad (3.7)$$

とする。ここで、 A を総生物数として、 i_max は、 $\max\{f_i(k)|i = 1, 2, \dots, A\}$ を満たす i とする。以上のように、適応度の一番高い生物、つまり、誤差が一番小さい内部フィルタの出力を EDF の出力として選択する。

3.4 適応アルゴリズム

EDF の適応アルゴリズムでは、次に示す進化オペレータ (生殖と選択・淘汰) によりフィルタの係数更新を行う。図 3.4 は、EDF の適応アルゴリズムの概念図である。EDF の適応アルゴリズムでは、生物が自らの適応度に応じて 2 つの生殖手法 (無性生殖手法と有性生殖手法) を選択するものとした。このように、適応度の変化に応じて生殖手法を切り替える生物としては、アブラムシやミジンコなどがあげられる。提案する EDF の適応アルゴリズムにおける生殖手法の選択基準は、適応度の低い生物が淘汰される環境で、自らの子孫を残すことができることであるとした。具体的には、適応度の高さに生物を二分し、適応度の高い生物は無性生殖を行い、適応度の低い生物は有性生殖を行うこととする。

図 3.5 は、EDF の適応アルゴリズムを生物集団に対する操作として表したものである。ここで、EDF の適応アルゴリズムでは、評価期間である T_0 サンプルごとに内部フィルタの係数を更新する。これより、第 t 世代における信号処理時刻 k は、

$$k = T_0 t, T_0 t + 1, \dots, T_0 t + (T_0 - 1) \quad (3.8)$$

となる。

EDF の適応アルゴリズムでは、無性生殖手法が近傍探索に、有性生殖手

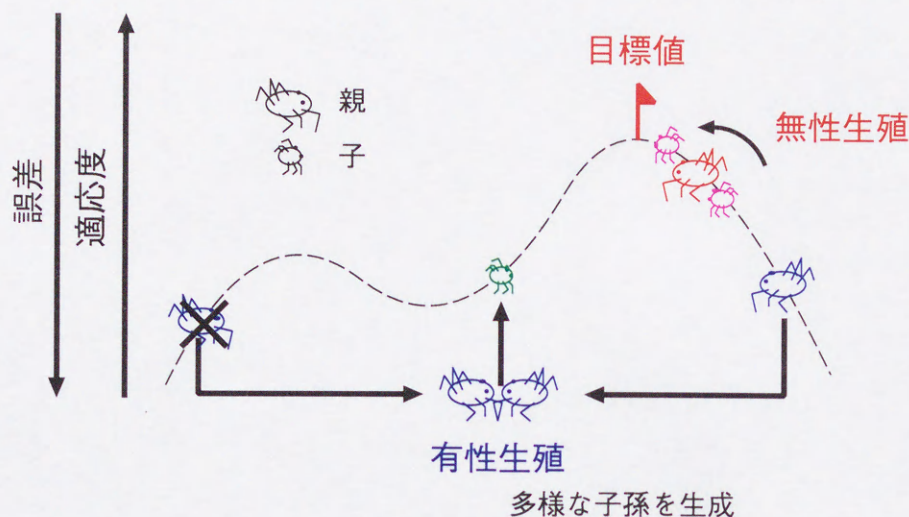


図 3.4 EDF の適応アルゴリズムの概念図

法が大域探索に対応する．このように，EDF では，近傍探索と大域探索を同時に行っている．さらに，誤差曲面上を多点探索している．これより，EDF は，多峰性の誤差曲面上で極小値にとらわれることなく最小値を探索することができる．

次節以降では，この EDF の適応アルゴリズムについて，生殖手法の選択法と係数更新法について示す．

3.4.1 無性生殖手法

EDF では，適応度の高い生物が無性生殖を行う．図 3.6 は，無性生殖手法の概念図である．適応度の高い N_{ap} 匹の親 P_{ap} は，それぞれ，無性生殖を行うことで適応度の高い N_{ac} 匹ずつの子孫 P_{ac} を生成することができる．これにより，選択されやすい子孫を残していくことができる．

ここで，無性生殖手法は，親の遺伝子をそのままコピーして子孫の遺伝子とする生殖手法であるとした．これより，以下の式により無性生殖を実


```

program EDF
begin
  { 時刻の初期化 }
   $t := 0$ ;
  { 生物群をランダムに生成する }
  InitPopulation  $P(t)$ ;
  { すべての初期生物を評価する }
  Evaluate  $P(t)$ ;
  { 終了条件のチェック ( 時間など ) }
  while not done do
    begin
      { 時刻を進める }
       $t := t + 1$ ;
      { それぞれの生物の適応度にしたがって生物群を2つに
        分割する }
       $P_{ap} := \textit{SelectHighFitness } P(t)$ ;
       $P_{sp} := \textit{SelectLowFitness } P(t)$ ;
      { 無性生殖か有性生殖により子孫を生成する }
       $P_{ac} := \textit{Cloning } P_{ap}$ ;
       $P_{sc} := \textit{Mating } P_{sp}$ ;
      { すべての生物の新しい適応度を評価する }
      Evaluate{ $P_{ap}, P_{ac}, P_{sp}, P_{sc}$ };
      { 評価した適応度を元に次世代への生き残りを選択す
        る }
       $P_a := \textit{Survive}\{P_{ap}, P_{ac}\}$ ;
       $P_n := \{P_{sc}, \textit{Survive } P_{sp}\}$ ;
       $P(t+1) := \{P_a, P_n\}$ 
    end
  end.

```

図 3.5 EDF のアルゴリズム

現する.

$$W_{ac,i,j} = W_{ap,i} + r \cdot n_{i,j} \quad (3.9)$$

ここで, $i = 1, 2, \dots, N_{ap}$, $j = 1, 2, \dots, N_{ac}$ とする.

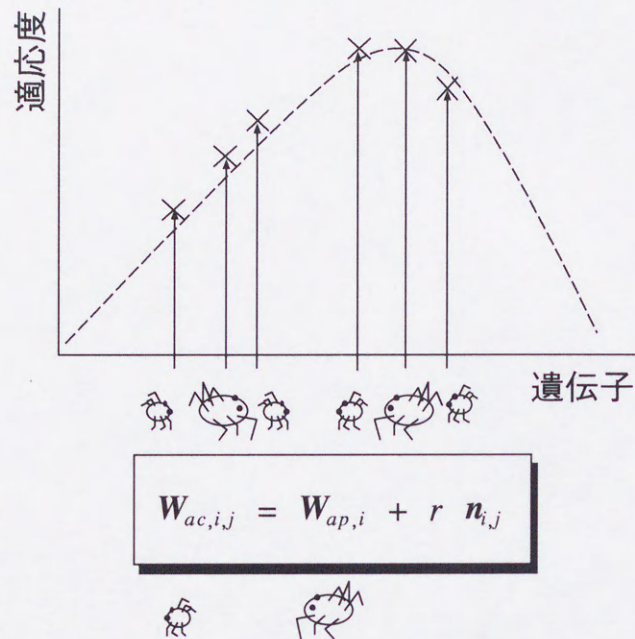


図 3.6 無性生殖手法の概念図

EDF の生殖においては、実際の生物の遺伝子が転写ミスを起こすのと同様に、各生物の遺伝子も転写ミスを起こすものとした。無性生殖手法では、この転写ミスを、遺伝子に $r \cdot n_{i,j}$ を加えることで実現する。ここで、 r は転写ミスの大きさを表すパラメータで、 $n_{i,j}$ は平均 0、分散 1 のガウス分布の乱数ベクトルである。

無性生殖手法では、選択・淘汰を家族単位で行う。ここで、家族 i とは、無性生殖を行う 1 匹の親 $P_{ap,i}$ とその子孫 $P_{ac,i}$ からなるものとする。無性生殖手法では、各家族において、適応度が一番高い生物を次世代への生き残り $P_{a,i}$ として選択し、他の生物を淘汰する。

無性生殖手法において、生成された子孫は、親の近傍に分布する。この中から適応度の高い個体を 1 つ選択するという動作は、近傍探索を行っていることに対応する。よって、無性生殖手法は、最小値の近傍で近傍探索を

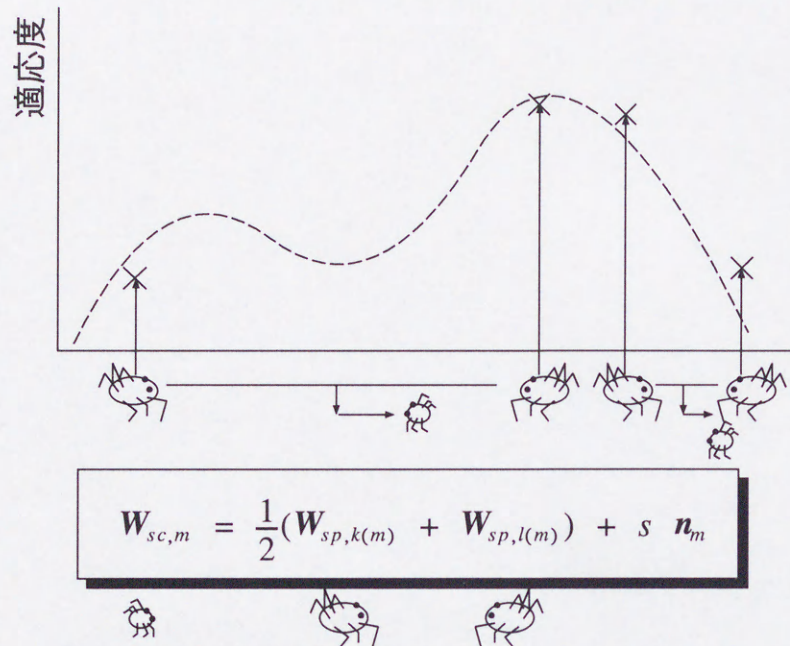


図 3.7 有性生殖手法の概念図

行っていることに対応する。

3.4.2 有性生殖手法

一方，EDFでは，適応度の低い生物が有性生殖を行う．図3.7は，有性生殖手法の概念図である．適応度の低い親は，無性生殖を行っても適応度の低い子孫しか生成できない．この適応度の低い子孫は淘汰される可能性が高い．そこで，適応度の低い N_{sp} 匹の親 P_{sp} は，適応度が高い子孫が生成される可能性を増やし，子孫を残そうとする．EDFでは，このための戦略として有性生殖を行い，異種の遺伝子を取り込み，多様な子孫 P_{sc} を生成する．

ここで，有性生殖は，親の遺伝子を平均的に受け継ぐ生殖手法であると

した。これより、以下の式により有性生殖を実現する。

$$\mathbf{W}_{sc,m} = \frac{1}{2}(\mathbf{W}_{sp,k(m)} + \mathbf{W}_{sp,l(m)}) + s \cdot \mathbf{n}_m \quad (3.10)$$

ここで、 $k(m)$ と $l(m)$ は、 $\{1, 2, \dots, N_{sp}\}$ の中から重複なく選択されるものとし、 $m = 1, 2, \dots, N_{sp}/2$ とする。

有性生殖手法においても、無性生殖手法と同様に、各生物の遺伝子が転写ミスを起こすものとした。有性生殖手法では、この転写ミスを、遺伝子に $s \cdot \mathbf{n}_m$ を加えることで実現する。ここで、 s は転写ミスの大きさを表すパラメータで、 \mathbf{n}_m は平均 0、分散 1 のガウス分布の乱数ベクトルである。

有性生殖手法でも、選択・淘汰を家族単位で行う。ここで、家族 m とは、有性生殖を行った親 $P_{sp,k(m)}$ と $P_{sp,l(m)}$ と、その子孫 $P_{sp,m}$ からなるものとする。有性生殖手法では、各家族において、子孫 $P_{sp,m}$ は無条件に次世代への生き残りとして選択する。親については、次世代への生き残りとして適応度が高い方の親を選択し、適応度が低い方の親を淘汰する。

3.4.3 内部状態の扱い

一般に、フィルタは、遅延素子の出力値という内部状態を持っている。IIR フィルタの場合、フィードバックループを持つことから、この内部状態に、フィルタ係数 $\mathbf{W}(k)$ の変化に依存する過去の出力値 $y(k-n)$ を含んでいる。したがって、本論文のように可変係数フィルタに IIR フィルタを用いる場合、適応アルゴリズムは、フィルタ係数 $\mathbf{W}_i(k)$ を更新したときに内部状態も更新しなければならない。

RPE アルゴリズムでは、係数を更新しても内部状態は更新しない。これは、2.3.3 節で示したように、RPE アルゴリズムの導出において

$$\mathbf{W}(k) \approx \mathbf{W}(k-1) \approx \dots \approx \mathbf{W}(k-N) \quad (3.11)$$

という仮定を行っているからである。この仮定が成り立たないならば、係数を更新したとき、その更新した係数を用いて過去の出力を再計算しなければならない。つまり、時刻 k において再計算した時刻 $k-n$ の出力

$$y(k-n, k) = \mathbf{W}^T(k) \mathbf{X}(k-n) \quad (3.12)$$

を求めなければならない。しかし、式 (3.11) の仮定を行っているので、

$$y(k-n, k) \approx \mathbf{W}^T(k-n) \mathbf{X}(k-n) = y(k-n) \quad (3.13)$$

が成り立つ。よって、

$$y(k-n, k) \approx y(k-n, k-1) \approx y(k-n, k-n) = y(k-n) \quad (3.14)$$

となる。以上より、RPE アルゴリズムでは、更新前の係数で計算した出力 $y(k-n, k-1)$ と更新後の係数で再計算した出力 $y(k-n, k)$ が同じであると仮定することができる。これより、RPE アルゴリズムでは、係数を更新しても内部状態の更新は行わなくてよい。

一方、EDF の適応アルゴリズムでは、以下のように内部状態の制御・変更を行う。

無性生殖手法では、係数を更新しても内部状態は更新しなくてよい。これは、無性生殖手法が、3.4.1 節で述べたように、係数更新を

$$\mathbf{W}_{ac,i,j} = \mathbf{W}_{ap,i} + r \cdot \mathbf{n}_{i,j} \quad (3.15)$$

により行っているからである。このように、親は自分と似た遺伝子を持つ子孫を生成している。よって、

$$\mathbf{W}_{ac,i,j} \approx \mathbf{W}_{ap,i} \quad (3.16)$$

と仮定できる。以上より、RPE アルゴリズムの場合と同様に考えて、無性生殖手法では、係数を更新するときに内部状態を更新しなくてよい。つま

り、無性生殖を行う親の子孫の内部状態は、生成されたときの親の内部状態と同じ値とする。

有性生殖手法では、係数を更新したときに内部状態も変更する。これは、有性生殖手法が、3.4.2 節で述べたように、係数更新を

$$\mathbf{W}_{sc,m} = \frac{1}{2}(\mathbf{W}_{sp,k(m)} + \mathbf{W}_{sp,l(m)}) + s \cdot \mathbf{n}_m \quad (3.17)$$

により行っているからである。このように、有性生殖手法では、親と子孫の遺伝子、つまり、係数ベクトルは大きく異なっている。よって、係数を更新したときに内部状態を更新しなければならない。しかし、遺伝子 $\mathbf{W}_{sc,m}$ を持つ子孫の内部状態を親の内部状態から導出することは困難である。よって、有性生殖手法では、生成されたときに子孫の内部状態を初期化する、つまり、0 であるとする。一般的には、係数更新時にこのような初期化を行うと、適応における収束特性が劣化する。しかし、EDF においては、適応度の低い生物が有性生殖を行っていることから収束特性に大きく影響しない。

3.5 従来の適応アルゴリズムとの相違点

著者は、多峰性の誤差曲面上での探索を行うには、多点探索が有効であると考えている。これより、提案する EDF の適応アルゴリズムは、誤差曲面上で多点探索を行うアルゴリズムとしている。これは、生物モデルで考えると、単純な動作を行う多数の生物が適応度の曲面の最大値を探索していることに対応する。

一方、LMS アルゴリズムや RPE アルゴリズムなどは、誤差曲面上を 1 点で探索する適応アルゴリズムである。これは、生物モデルで考えると、複雑な動作を行う 1 匹の生物が適応度の曲面において最大値を探索していることに対応する。誤差曲面が単峰性の場合は、LMS アルゴリズムや RPE ア

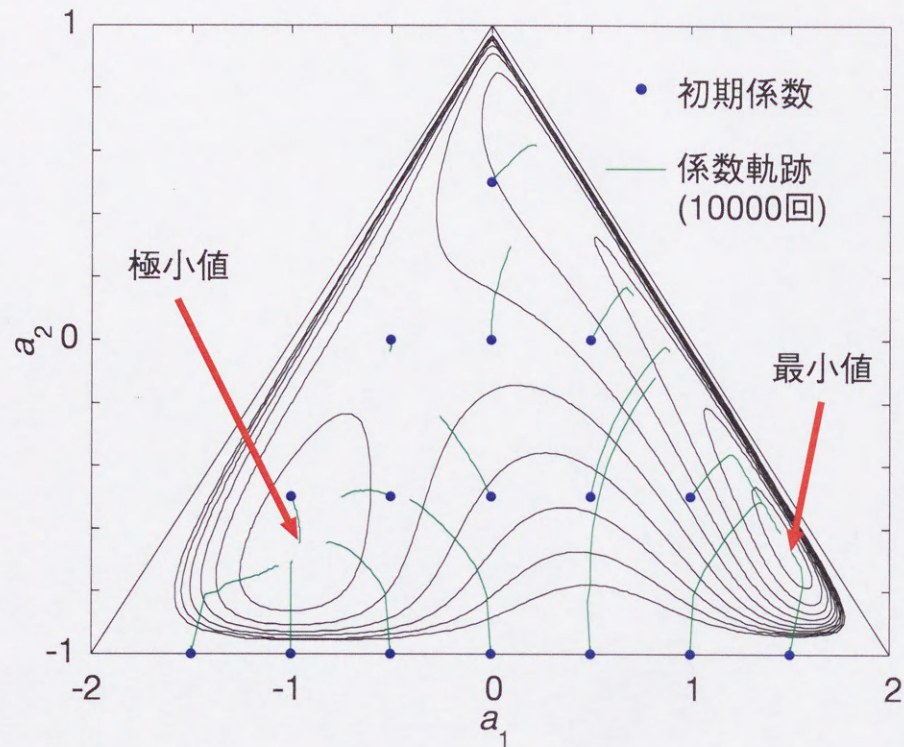


図 3.8 多峰性の 2 乗平均誤差空間において RPE アルゴリズムによる適応を行った場合の係数の軌跡。複数の初期係数からの軌跡を描いている。

ルゴリズムなどの最急降下法に基づく 1 点探索手法でも十分である。しかし、誤差曲面が多峰性の場合は、図 3.8 のように、初期値によっては、極小値に収束してしまうという問題がある。

以上のように、誤差曲面が多峰性になる場合は、多点探索手法が有効である。

その上で、多点探索を行う適応アルゴリズムは、近傍探索能力と大域探索能力をあわせ持っていることが必要である。このため、EDF では、無性生殖手法と有性生殖手法という、それぞれ近傍探索手法と大域探索手法に

対応する手法を持つ適応アルゴリズムを提案している。このように、多点探索であり、近傍探索と大域探索の両方を行う手法は、多峰性の誤差曲面を持つ問題に対して極小値にとらわれにくく最小値を探索できるという利点を持つ。

これまでに提案されている誤差関数の勾配に基づかない適応アルゴリズムでも、D. M. Etter ら [41-44] や S. C. Ng ら [46-49] のように近傍探索と大域探索の両方を持つ手法が提案されている。ここで、D. M. Etter らは、近傍探索手法に LMS アルゴリズムを用い、大域探索手法に単純遺伝的アルゴリズムを用いている。S. C. Ng らは、近傍探索手法に LMS アルゴリズムを用い、大域探索手法にランダム探索手法を用いている。しかし、これらの手法では、近傍探索と大域探索をある期間ずつ別々に行っている。このため、適応が進まない期間ができてしまう。

これに対し、EDF では、近傍探索と大域探索を同時に行っている。このために、近傍探索と大域探索を同時に行うアルゴリズムとして無性生殖と有性生殖を適応度に応じて切り替える生物をモデルにして適応アルゴリズムを提案している。

また、EDF では、係数ベクトル $\mathbf{W}_i(k)$ をそのまま生物の遺伝子 $\mathbf{W}_i(k)$ として用いている。つまり、EDF では、生物の遺伝子として、D. M. Etter らが行った適応アルゴリズム [42] のようにバイナリ表現を用いていない。これは、係数ベクトルをバイナリ表現に変換すると、バイナリ表現では似ているハミング距離が1の値が、デコードした係数値では、離れた値としてとびとびに出てきて係数値の変化としては意味がなくなると考えたからである。GA では、探索空間が離散空間である場合も探索が行えるようにバイナリ表現の遺伝子を扱えるようになっている。これに対し、適応信号処理における探索空間は、係数値に対する誤差曲面であるため連続した空間である。そこで、EDF では、フィルタ係数という連続な物理量は、そのまま連

続な量として扱うために係数ベクトルをそのまま遺伝子としている。

3.6 むすび

本章では、EDF の提案を行った。まず、EDF の構成を示した。EDF は、複数の内部フィルタから構成される。その上で、EDF では、それぞれの内部フィルタを生物と対応付け、進化論的計算手法に基づく適応アルゴリズムを作成している。次に、EDF の動作をフィルタリング過程と適応アルゴリズムに分けて提案した。最後に、最急降下法に基づく1点探索手法であるLMS アルゴリズムやRPE アルゴリズムなどの適応アルゴリズムや、従来の誤差関数の勾配に基づかない多点探索手法である適応アルゴリズムと EDF の適応アルゴリズムの相違点を示した。

第4章

進化論的ディジタルフィルタの性能 評価

4.1 まえがき

本章では，システム同定と干渉キャンセリングを行い EDF の性能評価を行う．まず，EDF のパラメータに関しての経験則を示す．その上で，システム同定と干渉キャンセリングを行い，EDF の有効性と特徴点を示す．

4.2 パラメータに関しての経験則

GA のパラメータ (遺伝子数や交叉率，突然変異率など) は，パラメータを変えた何回かの実験を行って経験的に決定している．このようなパラメータの設定についての明確な指針は，まだ提案されていない．そこで，文献 [35] では，パラメータに関しての経験則をあげ，GA を利用する読者の参考になるようにしている．

EDF のパラメータも，パラメータを変えた何回かの実験を行って経験的に決定している．以下では，EDF のパラメータの設定における参考として，

EDFのパラメータ調整におけるトレードオフについて述べる。

- 生物数 N_{ap}, N_{ac}, N_{sp} を増加させると、遺伝子の多様性が増加し、EDFが初期段階で極小値に収束してしまう可能性を減らすことができる。しかし、生物数の増加によって、EDFのフィルタリング過程と適応アルゴリズムにおいて、各世代の計算量が増加してしまう。
- 無性生殖手法における遺伝子の転写ミスの大きさ r を増加させると、収束速度が速くなる。しかし、 r を大きくすると、収束後の誤差の分散が大きくなってしまう。
- 有性生殖手法における遺伝子の転写ミスの大きさ s を増加させると、遺伝子の多様性が増加し、EDFが初期段階で極小値に収束してしまう可能性を減らすことができる。しかし、EDFの係数が発散してしまう可能性が増えてしまう。

4.3 システム同定

本節では、適応信号処理の応用例としてシステム同定を行い、EDFの性能評価を行う。

図4.1は、以下の実験で用いるシステム同定におけるフィルタの構成を示している。未知システムと適応デジタルフィルタには同一の入力 $x(k)$ を与える。本実験では、入力 $x(k)$ を平均0、分散1の白色ガウス信号とする。このシステム同定では、観測雑音はないものとする。よって、未知システムの実出力 $d(k)$ がそのまま目標信号となる。適応アルゴリズムは、誤差 $e(k)$ の瞬時値、または、ある期間 T_0 の誤差 $e(k)$ の統計量が最小になるように適応デジタルフィルタの係数を変化させる。これにより、未知システムのパラメータが適応デジタルフィルタの係数として求められる。

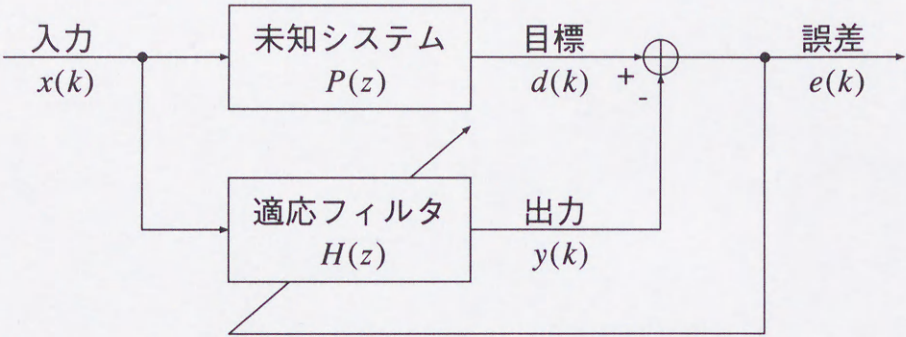


図 4.1 システム同定におけるフィルタの構成

表 4.1 システム同定における EDF のパラメータの設定値

N_{ap}	32	無性生殖手法における親の数
N_{ac}	32	無性生殖手法において 1 個の親から生成される子孫の数
r	0.1	無性生殖手法における転写ミスの大きさ
N_{sp}	32	有性生殖手法における親の数
s	0.5	有性生殖手法における転写ミスの大きさ
T_0	10	評価期間

以下のシステム同定では，EDF のパラメータを表 4.1 のように設定した．

4.3.1 様々な形状の 2 乗平均誤差曲面上での探索における収束特性の比較

本節では，EDF の性能を評価するために，様々な形状の 2 乗平均誤差曲面上での探索を行い，収束特性を比較する．ここでは，4 種類の 2 乗平均誤差曲面において比較を行う．

比較対象の適応アルゴリズムは，LMS アルゴリズムを用いた適応ディジタ

ルフィルタ (adaptive digital filter based on the least-mean-square algorithm: LMS-ADF) と単純遺伝的アルゴリズムを用いた適応デジタルフィルタ (adaptive digital filter based on the simple genetic algorithm: SGA-ADF) とした。それぞれ、最急降下法に基づく1点探索形の手法と誤差関数の勾配に基づかない多点探索形の手法の代表的な手法である。

LMS-ADF の適応アルゴリズムには、IIR フィルタを用いた適応デジタルフィルタで動作するように、2.3.3 節で示した RPE アルゴリズムを用いている。ここで、LMS-ADF では、係数更新をした後に新しい係数の安定性の判別を行っている。つまり、新しい係数について極を計算し、これが単位円内にあるかどうかで判別を行う。新しい係数における適応デジタルフィルタの極が単位円外にある場合、フィルタは不安定になる。この場合は、係数更新を行わず、更新前の係数値に戻すことでフィルタの安定化をはかる。以下のシステム同定では、RPE アルゴリズムのステップサイズパラメータを特に指定しない限り 0.0001 とした。

SGA-ADF の適応アルゴリズムでは、単純遺伝的アルゴリズム (simple genetic algorithm: SGA) で規定されている遺伝オペレータを用いる。この遺伝オペレータとは、

- 選択がルーレット選択、
- 交叉が1点交叉、
- 突然変異が通常 of 突然変異

というものである。また、遺伝子は、各係数値を9ビットのバイナリ表現にコーディングし、このコードをつなぎあわせたものとする。ここでは、各係数値 w_i を $-2 \leq w_i < 2$ の範囲で 0.01 程度の精度で表すために

$$2^8 = 256 < (2 + 2) \times \frac{1}{0.01} < 512 = 2^9 \quad (4.1)$$

遺伝子形	000000000	100000000	111111111
	↓	↓	↓
	0	256	511
	↓	↓	↓
表現形	-2	0	$2 - 2^{-7}$

図 4.2 SGA-ADF における遺伝子形と表現形 (係数値) の対応関係

より, 各係数値を 9 ビットとした. 図 4.2 に遺伝子形と表現形 (係数値) の対応関係を示す. 各係数値 w_i と遺伝子の変換は次のように行う.

$$w'_i = \left\lfloor \frac{(w_i + 2)}{4} \times 2^9 \right\rfloor \quad (4.2)$$

正の 10 進数整数 w'_i を 2 進数で表したものを係数 w_i の遺伝子とする. 以下のシステム同定において, SGA-ADF の遺伝子数は, EDF における総生物数 A と同じになるように 1104 とした. ここで, $A = N_{ap} + N_{ap}N_{ac} + N_{sp} + \frac{1}{2}N_{sp}$ である. また, 遺伝子長は各係数値を 9 ビットで表しているので, $(N + M + 1) \times 9$ である. 各遺伝オペレータの動作パラメータは, 文献 [35] を参考に, 交叉率を 0.6, 突然変異率を遺伝子長の逆数である $\frac{1}{(N + M + 1) \times 9}$ とした. この突然変異率は, 世代ごとに各遺伝子につき平均 1 個の遺伝子座で変異が起ることを意味する. さらに, EDF と同様に, 評価期間 T_0 ごとに係数を更新することとし, $T_0 = 10$ とする.

4.3.1.1 2 乗平均誤差曲面が単峰性の場合

本節では, 2 乗平均誤差曲面が単峰性となるシステム同定について, LMS-ADF と SGA-ADF, EDF の 2 乗誤差の収束特性を比較する. 2 乗平均誤差曲

面が単峰性であるため、最急降下法に基づく LMS-ADF でも最小値を探索することができる。

この実験では、図 4.1 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において、未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{-0.2 - 0.4z^{-1} + 0.5z^{-2}}{1 - 0.6z^{-1} + 0.25z^{-2} - 0.2z^{-3}} \quad (4.3)$$

$$H(z) = \frac{b_0(k) + b_1(k)z^{-1} + b_2(k)z^{-2}}{1 - a_1(k)z^{-1} - a_2(k)z^{-2} - a_3(k)z^{-3}} \quad (4.4)$$

と設定した。これは、文献 [49] において用いられているものである。未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数の次数が同じであるので、2乗平均誤差曲面は単峰性となる [10]。

図 4.3 は、LMS-ADF と SGA-ADF、EDF におけるシステム同定の 2 乗誤差の収束特性である。ここで、各適応アルゴリズムの 2 乗誤差の収束特性には、200 回の独立したシステム同定実験による 2 乗誤差の集合平均を取ったものを用いている。また、LMS-ADF では、RPE アルゴリズムのステップサイズパラメータを 0.0001 および 0.001, 0.005 に設定した場合について実験を行った。

図 4.3 より、LMS-ADF と SGA-ADF と比較して、EDF は収束速度が速く、定常誤差も小さいことがわかる。ここで、LMS-ADF では、ステップサイズパラメータを大きくして収束速度が速くなるようにしても、EDFの方が収束速度が速い。また、SGA-ADF では、最小値への収束が進んでいない。

以上のように、2 乗平均誤差曲面が単峰性の場合でも、LMS-ADF と SGA-ADF と比較して、EDF は収束速度と定常誤差ともにすぐれている。さらに、同一の生物数を用いた SGA-ADF と EDF では、高次の探索空間において、EDFの方が探索能力が高いことがわかる。

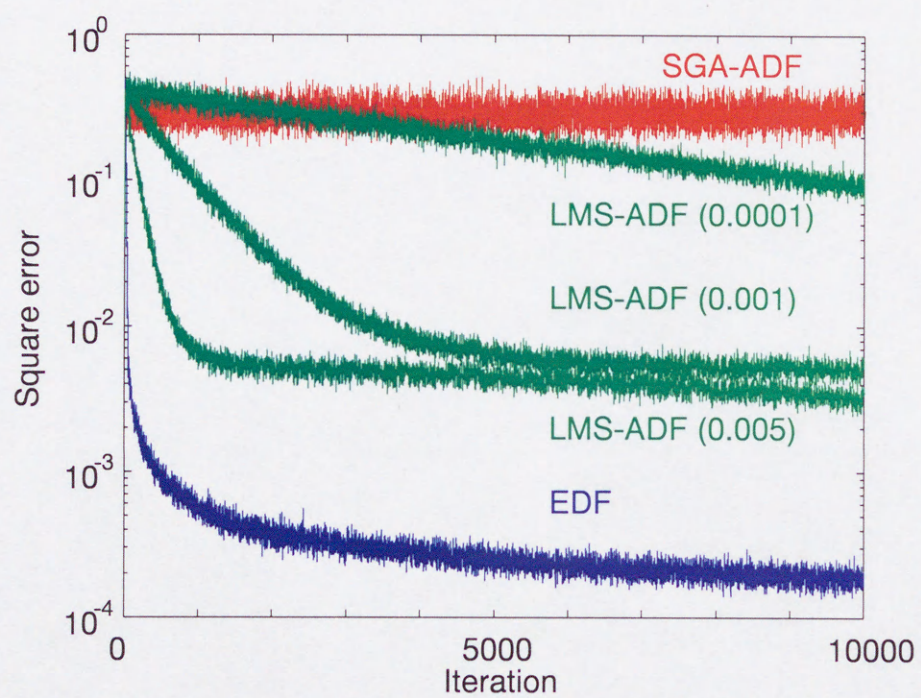


図 4.3 2乗平均誤差曲面が単峰性となるシステム同定における2乗誤差の収束特性

4.3.1.2 2乗平均誤差曲面が単峰性で未知システムの極が単位円に極めて近い場合

本節では、2乗平均誤差曲面が単峰性で未知システムの極が単位円に極めて近い場合のシステム同定について LMS-ADF と SGA-ADF, EDF の2乗誤差の収束特性と適応デジタルフィルタの係数の軌跡を比較する。未知システムの極が単位円に近い場合、RPE アルゴリズムなど多くの最急降下法に基づく適応アルゴリズムではシステム同定が難しい [11]。これは、単位円近傍では、係数値が少し変化しただけで、その極が単位円外に移動してしまいフィルタが不安定になるからである。

この実験では、図 4.1 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において、未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{0.5 - 0.4z^{-1} + 0.89z^{-2}}{1 - 1.4z^{-1} + 0.98z^{-2}} \quad (4.5)$$

$$H(z) = \frac{b_0(k) + b_1(k)z^{-1} + b_2(k)z^{-2}}{1 - a_1(k)z^{-1} - a_2(k)z^{-2}} \quad (4.6)$$

と設定した。これは、文献 [11] において用いられているものである。未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数の次数が同じであるので、2乗平均誤差曲面は単峰性となる [10]。図 4.4 は、未知システムの零点と極を極座標上にプロットしたものである。図 4.4 のように、未知システムの極は $0.7 \pm j0.7$ にあり、単位円に極めて近い。

図 4.5 は、LMS-ADF と SGA-ADF, EDF によるシステム同定の2乗誤差の収束特性である。ここで、各適応アルゴリズムの2乗誤差の収束特性には、200 回の独立したシステム同定実験による2乗誤差の集合平均を取ったものを用いている。図 4.5 より LMS-ADF と SGA-ADF と比較して、EDF は収束速度が速く、定常誤差が小さいことがわかる。LMS-ADF と SGA-ADF とともに、1000 サンプルの入力の間に収束が進んでいない。さらに、SGA-ADF は、2乗誤差の分散も大きくなってしまっている。

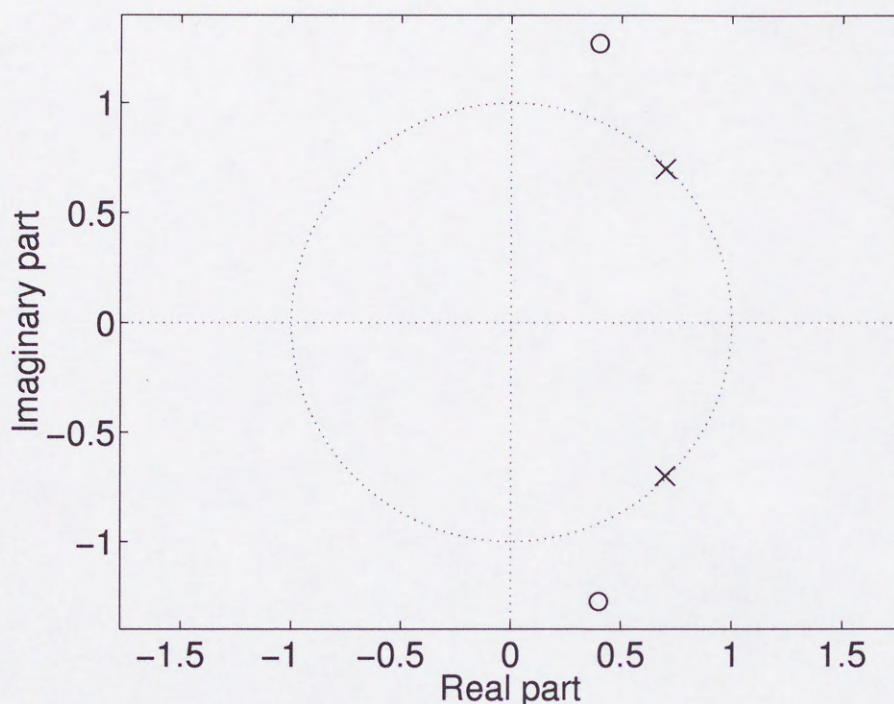


図 4.4 極座標表示における未知システムの零点“o”と極“x”の配置

図 4.6 と図 4.7 は，LMS-ADF と EDF によるシステム同定において 4000 サンプルの入力における適応デジタルフィルタの極の軌跡を極座標上にプロットしたものである．LMS-ADF では，適応デジタルフィルタの極が未知システムの極に収束するのに時間がかかっている．さらに，適応デジタルフィルタの極が未知システムの極を安定してとらえることができていない．一方，EDF では，LMS-ADF と比較して，適応デジタルフィルタの極が未知システムの極に高速に収束している．さらに，適応デジタルフィルタの極が未知システムの極を安定してとらえることができています．

図 4.8 と図 4.9 は，LMS-ADF と EDF によるシステム同定において適応デジタルフィルタの係数 a_1, a_2 の時間変化をプロットしたものである．図 4.8

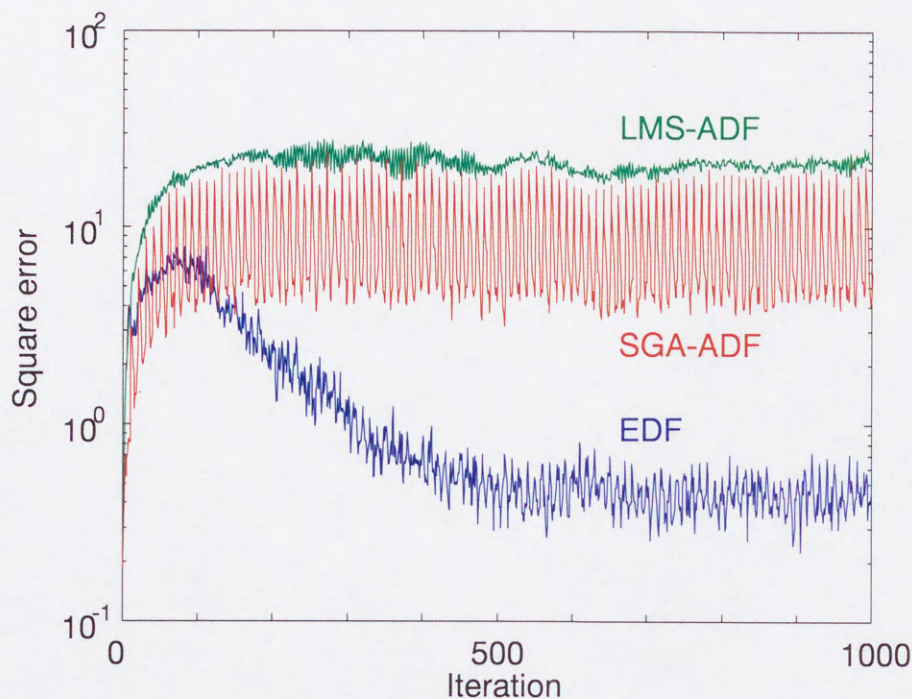


図 4.5 2乗平均誤差曲面が単峰性で未知システムの極が単位円に極めて近いシステム同定における2乗誤差の収束特性

と図 4.9 において、同一色の横線の値が目標としている未知システムの係数値である。LMS-ADF では、係数値の収束が遅く、また、安定して未知システムの係数をとらえることができていない。これに対し、EDF では、係数値の収束が速く、さらに、安定して未知システムの係数をとらえることができています。

図 4.10 と図 4.11 は、LMS-ADF と EDF によるシステム同定において適応デジタルフィルタのすべての係数の時間変化をプロットしたものである。図 4.10 と図 4.11 において、同一色の横線の値が目標としている未知システムの係数値である。LMS-ADF では、4000 サンプル分の係数値の変化を示す

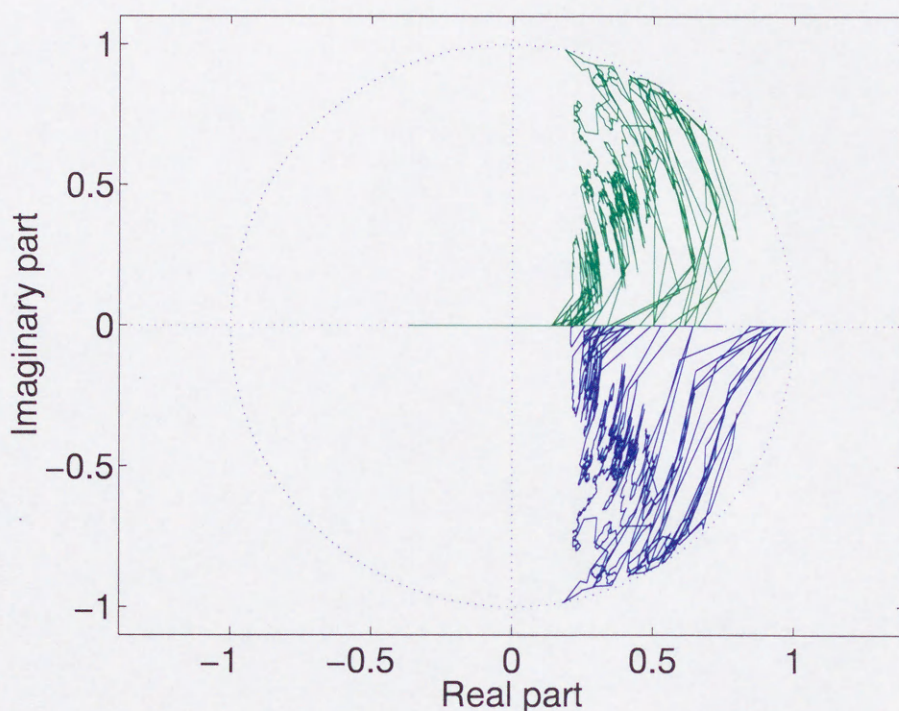


図 4.6 極座標上における LMS-ADF の極の軌跡

と、係数値の収束が遅く安定して未知システムの係数をとらえることができていない。これに対し、EDF では、1000 サンプル分の係数値の変化を示すと、LMS-ADF と比較して、係数値の収束が速く安定して未知システムの係数をとらえることができている。

以上のように、未知システムの極が単位円に極めて近い場合でも、LMS-ADF と SGA-ADF と比較して、EDF は、収束速度が速く、未知システムのパラメータを安定してとらえることができている。

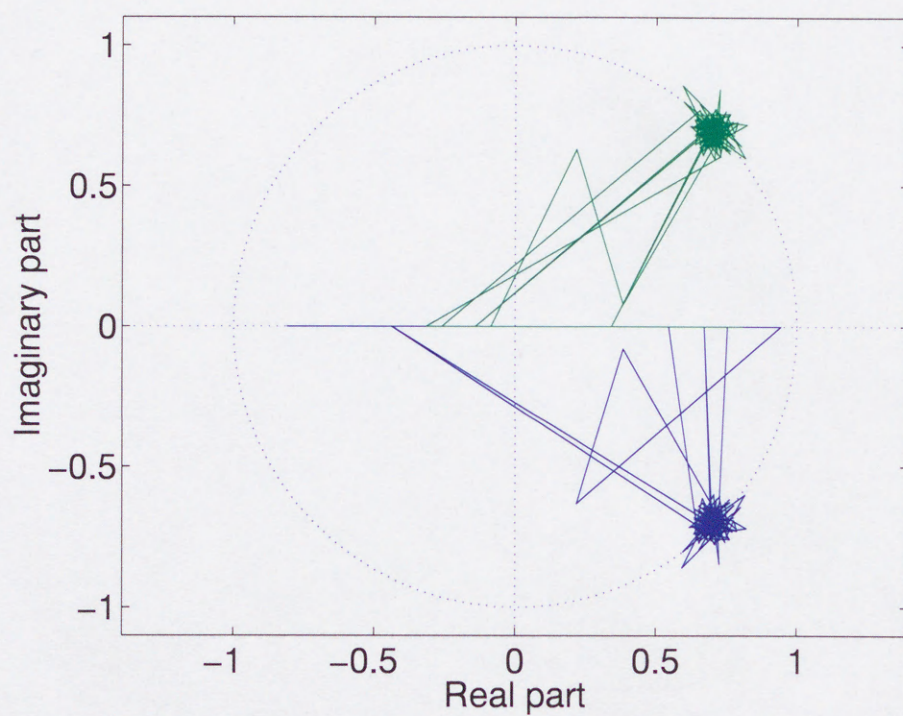


図 4.7 極座標上における EDF の極の軌跡

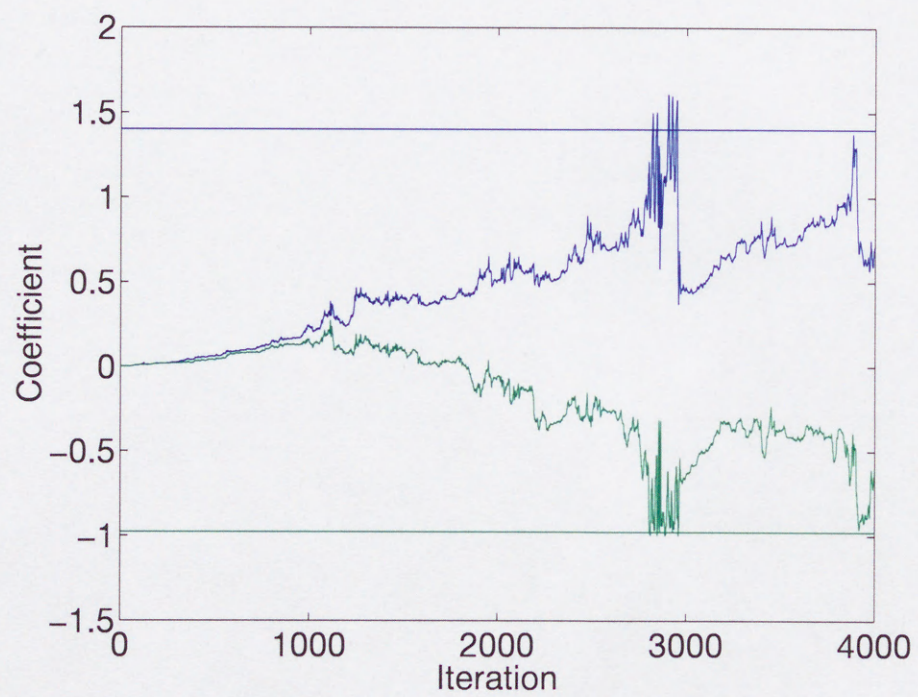


図 4.8 LMS-ADF の係数 a_1, a_2 の時間変化

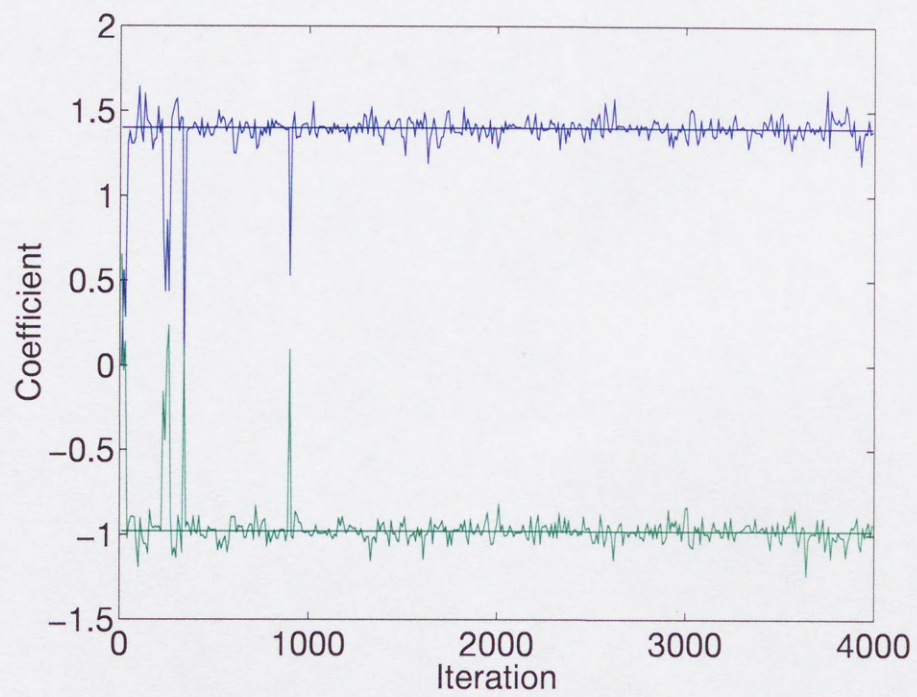


図 4.9 EDF の係数 a_1, a_2 の時間変化

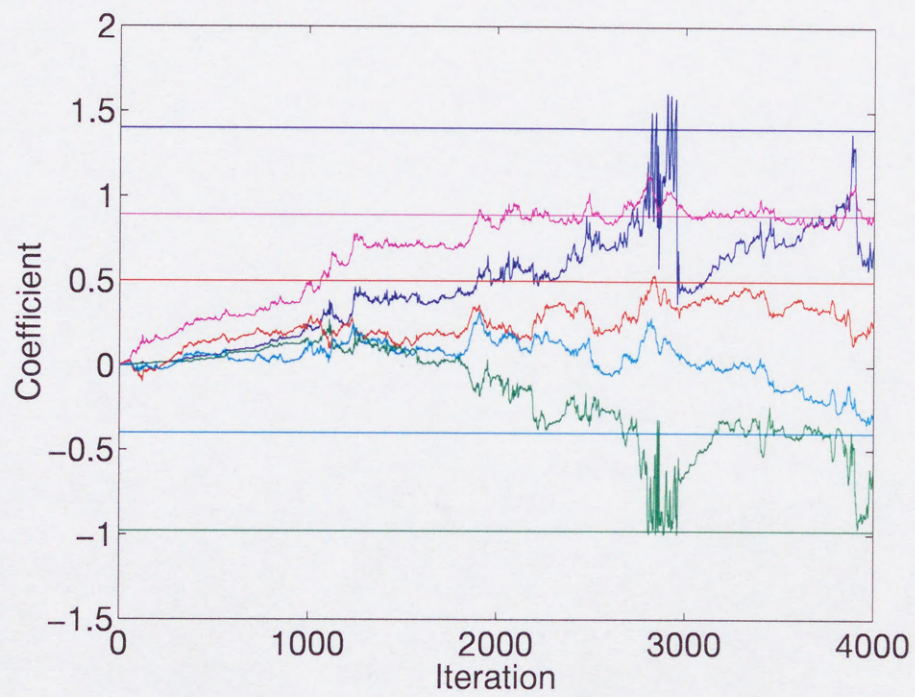


図 4.10 LMS-ADF のすべての係数の時間変化

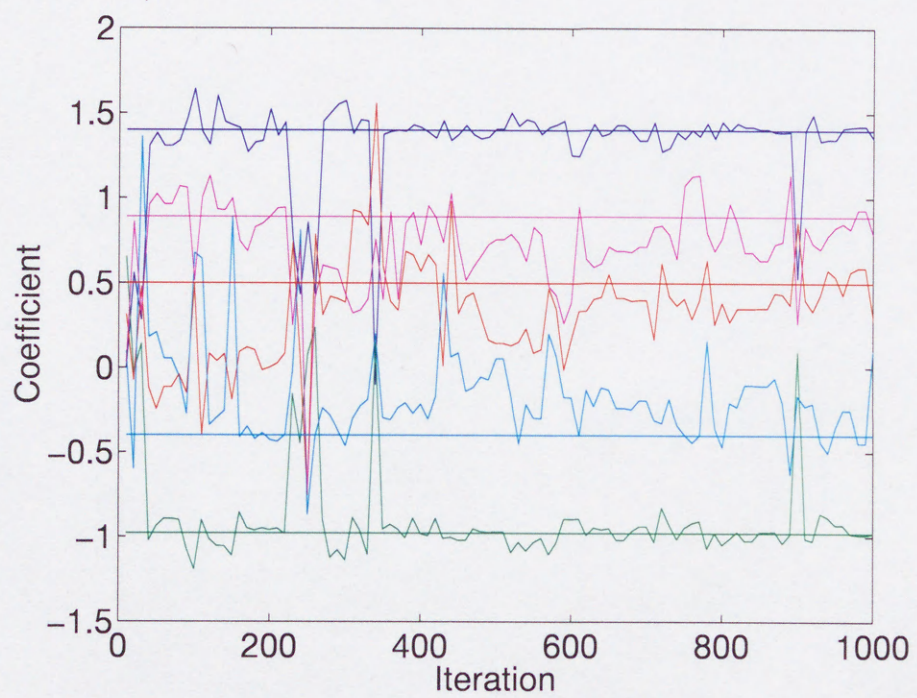


図 4.11 EDF のすべての係数の時間変化

4.3.1.3 2乗平均誤差曲面が多峰性の場合 (1)

本節では、2乗平均誤差曲面が多峰性となるシステム同定について、LMS-ADF と SGA-ADF, EDF の2乗誤差の収束特性を比較する。

この実験では、図4.1に示したシステム同定におけるフィルタの構成において、未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{-0.3 + 0.4z^{-1} - 0.5z^{-2}}{1 - 1.2z^{-1} + 0.5z^{-2} - 0.1z^{-3}} \quad (4.7)$$

$$H(z) = \frac{b_0(k) + b_1(k)z^{-1}}{1 - a_1(k)z^{-1} - a_2(k)z^{-2}} \quad (4.8)$$

と設定した。これは、文献 [49] において用いられているものである。未知システムの伝達関数の次数が適応デジタルフィルタの伝達関数の次数より高いので、2乗平均誤差曲面は多峰性となる [10]。付録 A において、このシステム同定の未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数から入力 $x(k)$ を平均 0、分散 1 の白色ガウス信号とした時の 2乗平均誤差の理論値を解析的に導出している。この実験では、2乗平均誤差の最小値は 0.13 である。

図 4.12 は、LMS-ADF と SGA-ADF, EDF によるシステム同定の 2乗誤差の収束特性である。ここで、各適応アルゴリズムの 2乗誤差の収束特性には、200 回の独立したシステム同定実験による 2乗誤差の集合平均を取ったものを用いている。

図 4.12 より、LMS-ADF と SGA-ADF の 2乗誤差が最小値に収束できていないのに対して、EDF の 2乗誤差は最小値に収束している。ここで、LMS-ADF は、極小値に収束している。SGA-ADF は、最小値への収束が進まず、2乗誤差の分散も大きい。

以上のように、2乗平均誤差曲面が多峰性の場合でも、EDF は最小値を探索することができている。

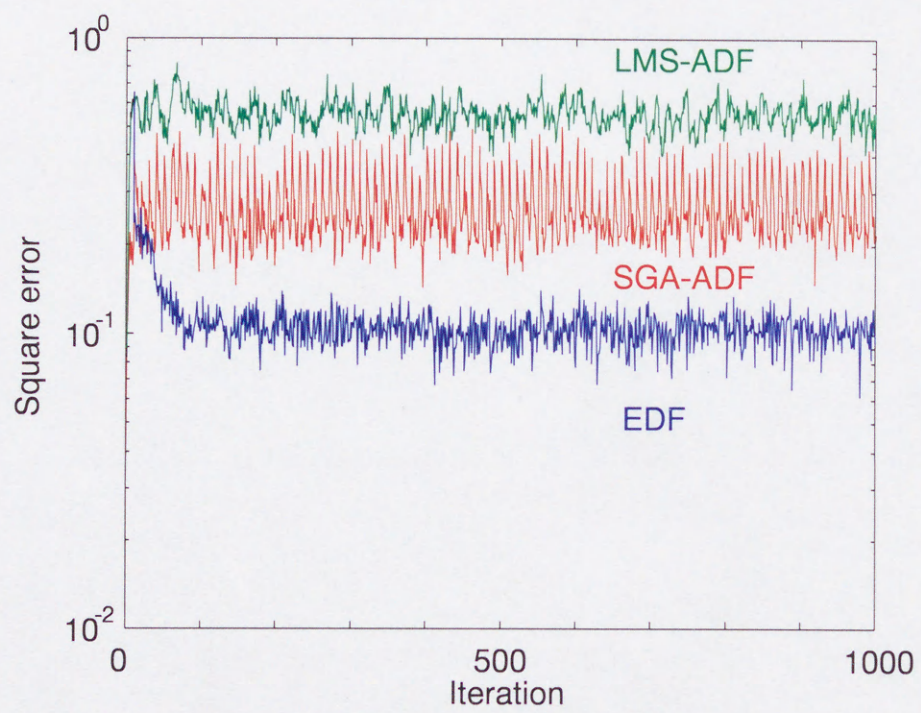


図 4.12 2乗平均誤差曲面が多峰性となるシステム同定における2乗誤差の収束特性 (1)

4.3.1.4 2乗平均誤差曲面が多峰性の場合 (2)

本節では、2乗平均誤差曲面が前節とは異なる形で多峰性となるシステム同定について、LMS-ADFとSGA-ADF、EDFの2乗誤差の収束特性と適応デジタルフィルタの係数の軌跡を比較する。

この実験では、図4.1に示したシステム同定におけるフィルタの構成において、未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{0.05 - 0.4z^{-1}}{1 - 1.1314z^{-1} + 0.25z^{-2}} \quad (4.9)$$

$$H(z) = \frac{b(k)}{1 - a(k)z^{-1}} \quad (4.10)$$

と設定した。これは、文献[9]において用いられているものである。未知システムの伝達関数の次数が適応デジタルフィルタの伝達関数の次数より高いので、2乗平均誤差曲面は多峰性となる[10]。付録Bにおいて、このシステム同定の未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数から入力 $x(k)$ を平均0、分散1の白色ガウス信号とした時の2乗平均誤差の理論値を解析的に導出している。図4.13は、導出した2乗平均誤差を適応デジタルフィルタの係数に対する等高線としてプロットしたものである。図4.13のように、最小値0.277と極小値0.976を持つ多峰性の2乗平均誤差曲面になっている。

図4.14は、LMS-ADFとSGA-ADF、EDFによるシステム同定の2乗誤差の収束特性である。ここで、各適応アルゴリズムの2乗誤差の収束特性には、200回の独立したシステム同定実験による2乗誤差の集合平均を取ったものを用いている。

図4.14より、LMS-ADFとSGA-ADFの2乗誤差が最小値に収束できていないのに対して、EDFは2乗誤差の最小値に収束している。ここで、LMS-ADFは極小値に収束している。また、SGA-ADFは、最小値への収束が進まず、2乗誤差の分散も大きい。

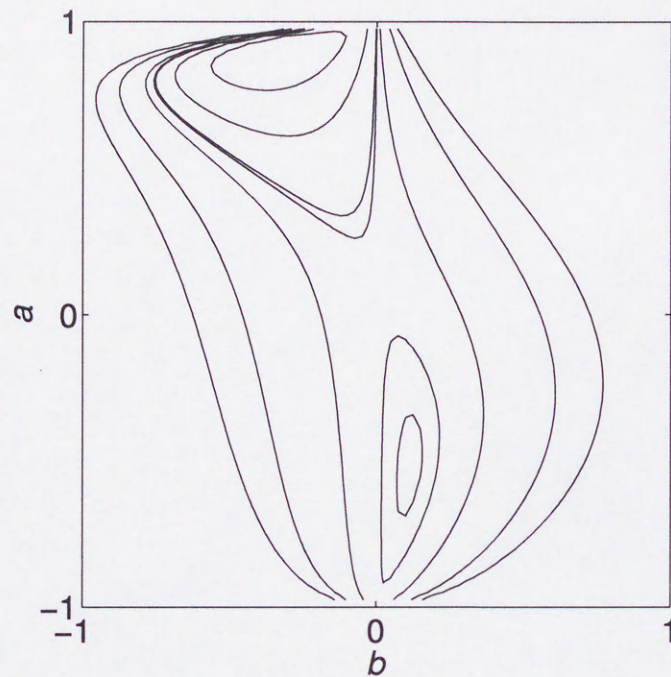


図 4.13 適応デジタルフィルタの係数に対する2乗平均誤差の理論値の等高線

図 4.15 は、2 乗平均誤差の等高線図における、LMS-ADF と SGA-ADF, EDF の適応デジタルフィルタの係数の軌跡である。ここで、LMS-ADF は、10000 サンプルの入力における係数の軌跡で、SGA-ADF と EDF は、1000 サンプルの入力における係数の軌跡である。LMS-ADF では、収束が遅く、最小値ではなく極小値に収束してしまっている。SGA-ADF では、係数の変化が大きく、安定していない。

以上のように、2 乗平均誤差曲面が多峰性の場合でも、EDF は、極小値にとらわれず最小値を探索することができる。

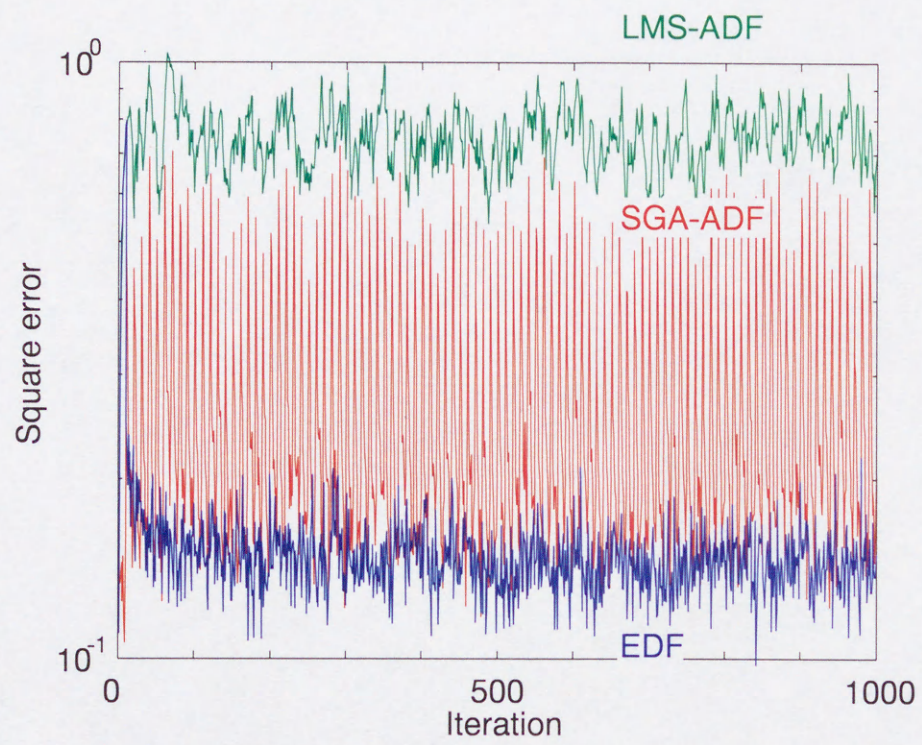


図 4.14 2 乗平均誤差曲面が多峰性となるシステム同定における 2 乗誤差の収束特性 (2)

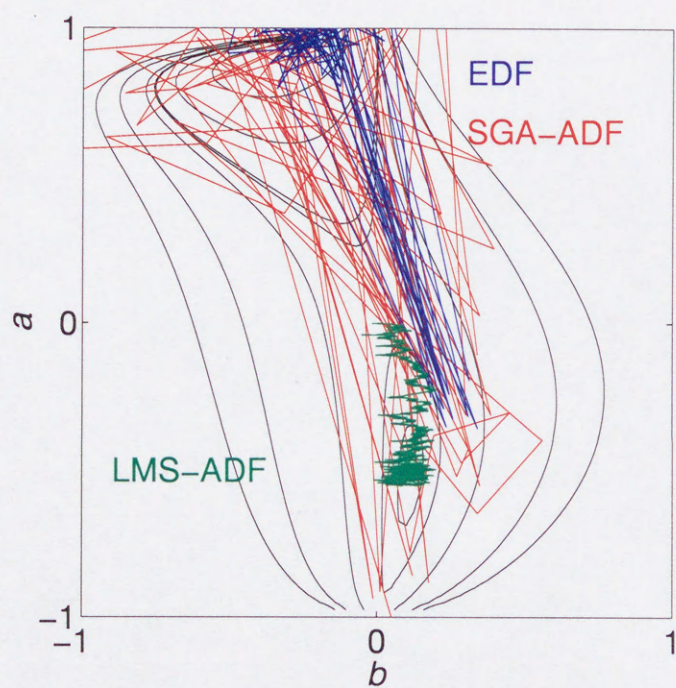


図 4.15 2乗平均誤差曲面が多峰性となるシステム同定における適応デジタルフィルタの係数の軌跡

4.3.2 2乗平均誤差以外の評価関数を用いた処理

本節では、EDFが2乗平均誤差以外の誤差関数を用いて適応信号処理が実現できることを示す。3.3.2節に示した絶対値和誤差と最大値誤差の場合について、誤差の収束特性を示す。

この実験では、図4.1に示したシステム同定におけるフィルタの構成において、未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数として4.3.1.1節と同じものを用いる。このため、2乗平均誤差曲面は単峰性となる。

LMSアルゴリズムやRPEアルゴリズムは、2.3節に示したように、係数更新式を導出するために、誤差関数として2乗平均誤差を用いている。これらの適応アルゴリズムでは、推定した勾配ベクトルの導出において、2乗平均誤差以外の誤差関数を用いると、係数更新式を導出するのが難しくなる。このため、2乗平均誤差以外の誤差関数を用いて適応信号処理を実現するのが難しい。以上のように、最急降下法に基づく適応アルゴリズムの場合、信号処理の結果に対する利点ではなく、係数更新式を導出する上での容易性から、2乗平均誤差が誤差関数として用いられてきた。

これに対し、EDFは、3.3.2節に示したように、誤差関数を自由に選択できる。これは、EDFの適応アルゴリズムでは、係数更新式と誤差関数が独立しているからである。

図4.16は、EDFによるシステム同定の2乗誤差と絶対値和誤差、最大値誤差の収束特性である。ここで、各誤差関数による収束特性には、200回の独立したシステム同定実験によるそれぞれの誤差値の集合平均を取ったものを用いている。どの誤差関数を用いた場合でも、時間とともに誤差が減少し、適応が行われていることがわかる。

以上のように、EDFは、2乗平均誤差以外の誤差関数を用いても適応信号処理が実現できる。よって、EDFは、LMSアルゴリズムなどと比べて、応用に応じて自由に誤差関数を選択することができるという利点を持ってい

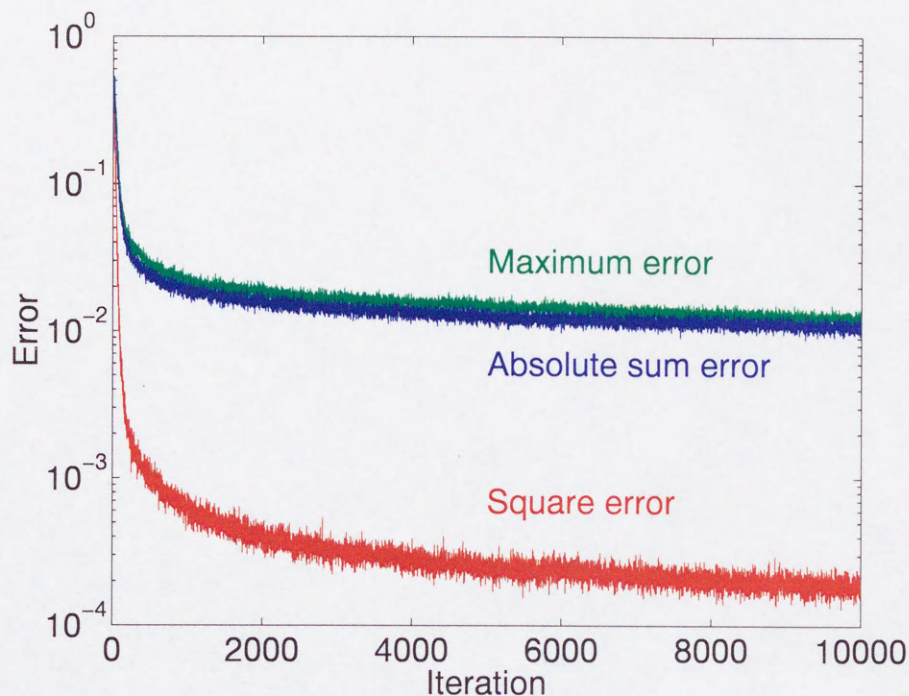


図 4.16 EDF によるシステム同定の 2 乗誤差と絶対値和誤差，
最大値誤差の収束特性

ることがわかる。

4.3.3 適応アルゴリズムにおける不安定領域に存在する係数の 取り扱い

本節では，EDF の適応アルゴリズムで安定性の判別を特別に行わなくても適応信号処理が実現できることを示す。以下では，EDF の内部フィルタの係数，つまり，生物の遺伝子に着目し，誤差曲面上での生物の分布とその変化について示す。

この実験では，図 4.1 に示したシステム同定におけるフィルタの構成にお

いて、未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = z^{-2} + z^{-3} \quad (4.11)$$

$$H(z) = \frac{0.31}{1 - a_1(k)z^{-1} - a_2(k)z^{-2}} \quad (4.12)$$

と設定した。これは、文献 [44] において用いられているものである。付録 C において、このシステム同定の未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数から入力 $x(k)$ を平均 0、分散 1 の白色ガウス信号とした時の 2 乗平均誤差の理論値を解析的に導出している。図 4.17 は、導出した 2 乗平均誤差を適応デジタルフィルタの係数に対する等高線として描いたものである。図 4.17 のように、多峰性の 2 乗平均誤差曲面になっている。

図 4.18 と図 4.19 は、それぞれ、初期世代と第 30 世代の生物の分布を表している。赤点が無性生殖を行う親で 32 個ある。黄点が無性生殖を行う親の子孫で、親のまわりにそれぞれ 32 個ずつある。青点が有性生殖を行う親で 32 個ある。緑点が有性生殖を行う親の子孫で 16 個ある。

初期世代の生物は、図 4.18 のように、空間全体に分布している。これは、EDF の適応アルゴリズムでは、初期世代の生物の遺伝子 (係数ベクトル) をランダムに生成しているからである。

次に、第 30 世代の生物は、図 4.19 のように、極小値のとりわれずに最小値に収束できている。このように、EDF は、多峰性の 2 乗平均誤差曲面において最小値を探索できる能力を持っている。

さて、IIR フィルタは、フィードバックループを持つため、出力が発散しないように、フィルタの係数が安定性の条件を満たすかどうかを調べなければならない。適応デジタルフィルタに IIR フィルタを用いる場合、係数を変化させるたびに、係数の安定性の判別を行う必要がある。RPE アルゴリズムでも、係数の更新を行うごとに安定性の判別を行っている。

一方、図 4.19 のように、EDF では、安定の三角形外にも生物の遺伝子、つ

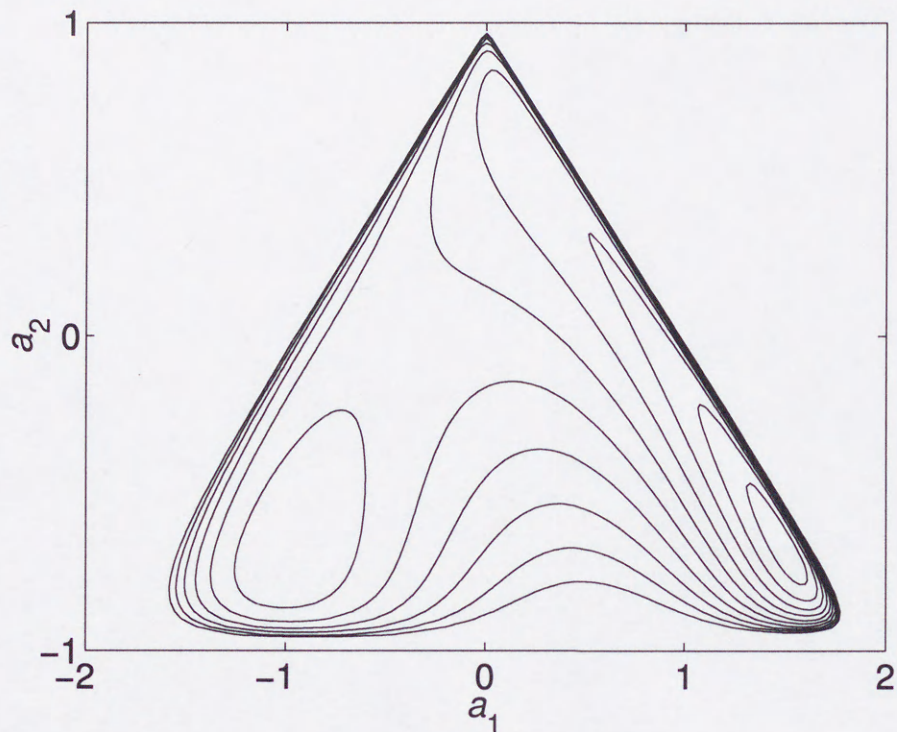


図 4.17 適応デジタルフィルタの係数に対する2乗平均誤差の理論値の等高線

まり、フィルタ係数が存在する。それでも、EDFは、適応デジタルフィルタとして不安定になることなく動作している。これは、不安定領域に存在するフィルタは、出力として選択されるような適応度が最大のフィルタになることがなく、さらに、適応度が低いために進化の段階で淘汰される可能性が高いからである。つまり、不安定なフィルタ係数を持つフィルタは、誤差が大きくなり、適応度が小さくなるためである。

以上のように、EDFの適応アルゴリズムでは、進化論的計算手法に基づく多点探索を行っているために、このような不安定領域にある係数値を安定性の判別を行って取り除くということを行わなくても適応デジタルフィ

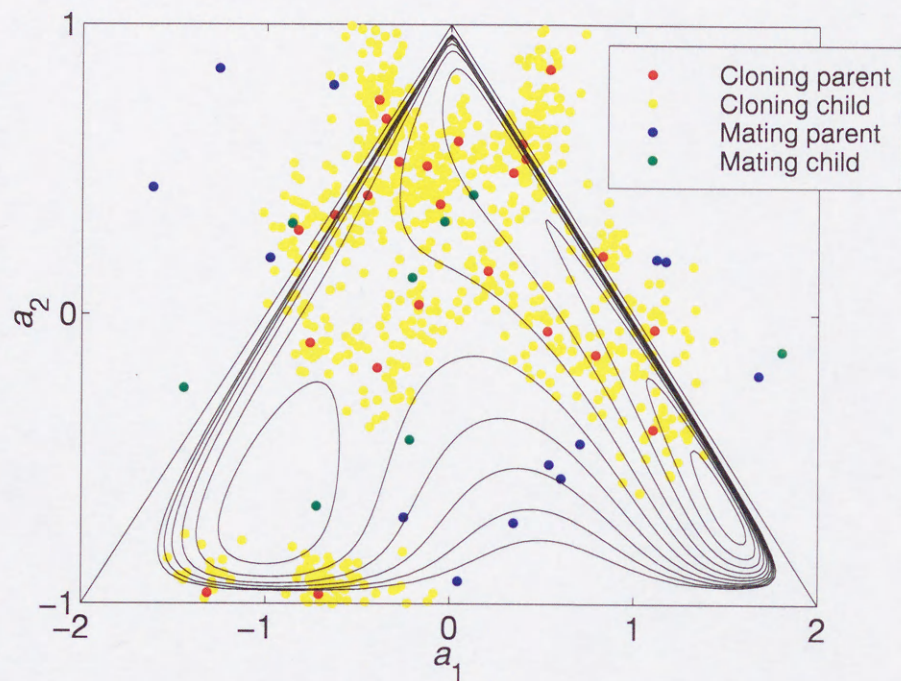


図 4.18 初期世代の生物の分布

ルタとして動作している。

このことを、EDF の係数の軌跡を示して確認する。図 4.20 は、各世代で適応度の一番高い内部フィルタの係数の軌跡を示している。図 4.20 のように、収束の初期段階では、係数の値が大きく変化してしまっている。しかし、収束が進むにつれて、最小値の近傍に係数ベクトルが収束していることがわかる。さらに、独立した 200 回の実験を行っても、内部フィルタの係数の軌跡は、図 4.20 と同様の結果となる。

以上のように、EDF の適応アルゴリズムでは、安定性の判別を行って不安定領域に存在するフィルタ係数を特別に取り除かなくても、適応信号処理が実現できることを示した。

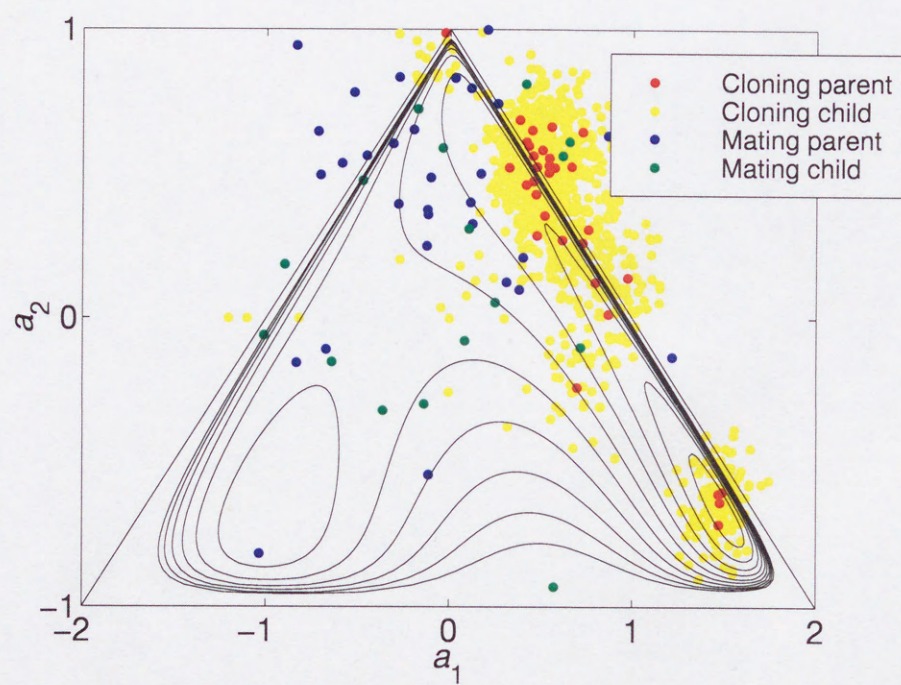


図 4.19 第 30 世代の生物の分布

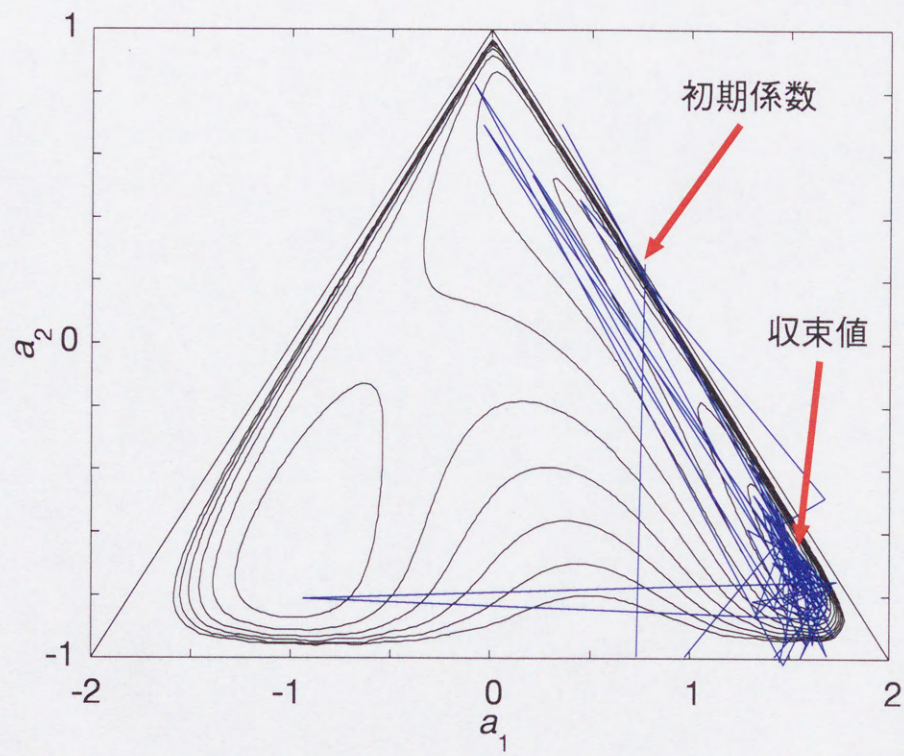


図 4.20 各世代における適応度が最大の生物 (内部フィルタ) の係数の軌跡

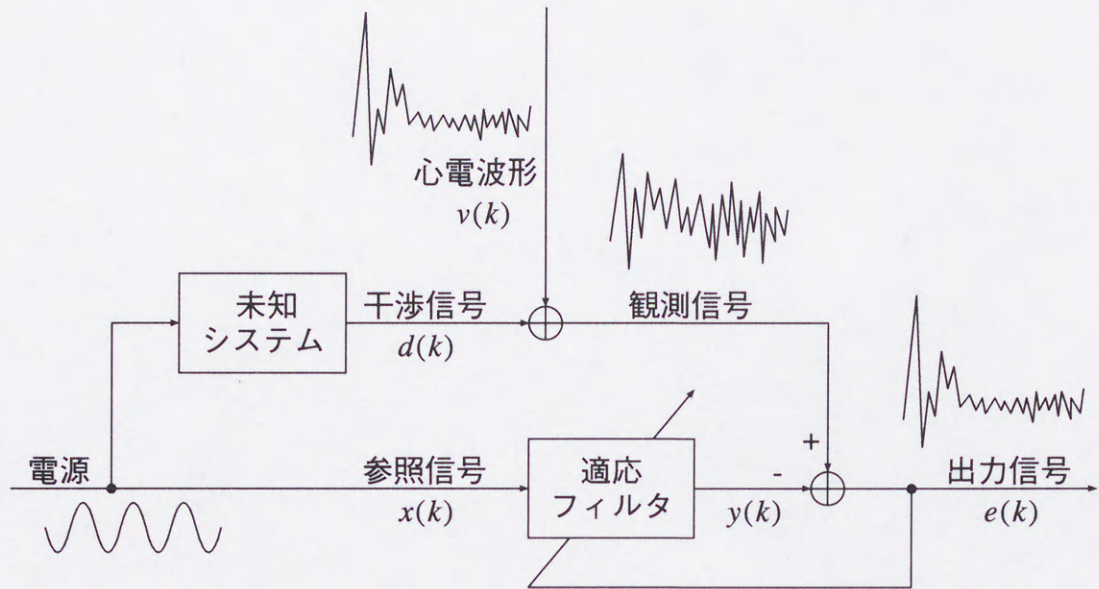


図 4.21 心電図処理の構成

4.4 干渉キャンセリング

本節では、適応信号処理の応用例として干渉キャンセリングを行い、EDFの性能評価を行う。ここでは、心電図の干渉キャンセリングを行う。

心電図は、振幅や時間幅、波形形状が心臓疾患の診断に利用されている。この心電図をとる場合、空気中や人体という未知の時変システムを通った電源からの雑音がある。この雑音を適応デジタルフィルタにより除去する。

図 4.21 は、本実験で行うシミュレーションの構成を示している。

心電図の原信号は、サンプリング周期 800 Hz の実際の測定波形を用いた。図 4.22 は、その心電図の原信号 $v(k)$ である。

ここでは、未知の時変システムとして、時変 2 次 IIR フィルタを使用した。このフィルタは、安定な範囲で時間的に変動させる。図 4.23 は、この未知の時変システムの入力信号 $x(k)$ と出力信号 $d(k)$ である。この未知の時変システムの出力信号 $d(k)$ を心電図の測定時の雑音とする。ここで、電源を 50

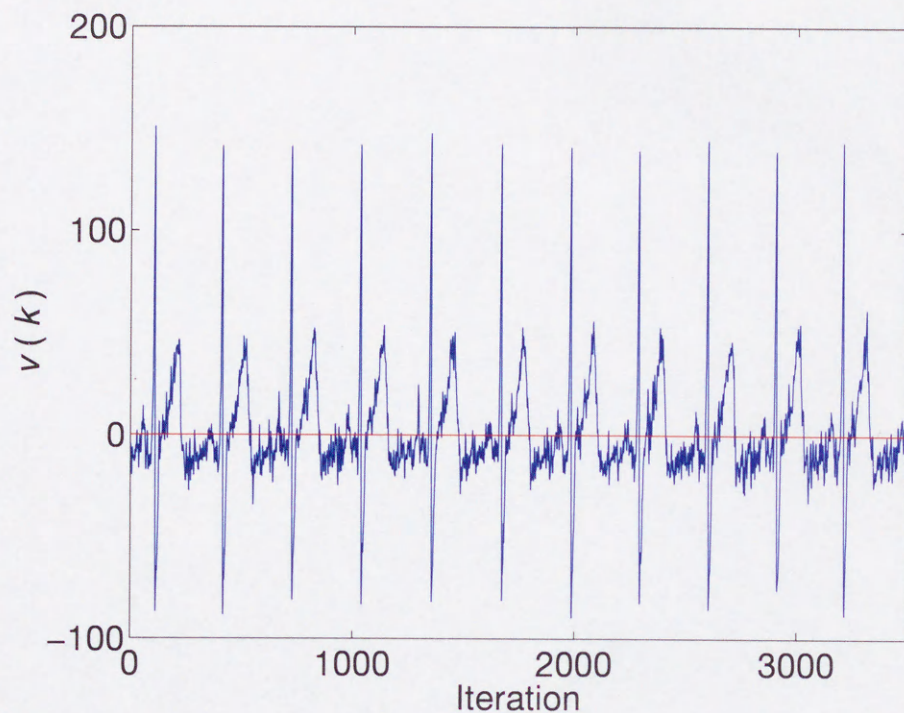


図 4.22 心電図の原信号

Hz とし，心電図と同様に 800 Hz でサンプリングする．

図 4.24 は，未知の時変システムを通った電源雑音を心電図に重畳した波形である．原波形と比べて，ピークの振幅が乱れ，全体的に波形の形状が分かりにくくなっている．

そこで，本節では，この電源雑音が重畳した波形に対して，LMS-ADF と EDF を用いて心電図の干渉キャンセリングを行い，出力波形の比較を行う．ここでは，適応デジタルフィルタとして，128 次の FIR フィルタを用いる．EDF では，各パラメータを表 4.2 のように設定した．LMS-ADF では，フィルタに FIR フィルタを用いているので適応アルゴリズムに LMS アルゴリズムを用いる．ここでは，ステップサイズパラメータを 1×10^{-5} とした．

図 4.25 と図 4.26 は，LMS-ADF と EDF により干渉キャンセリングを行った

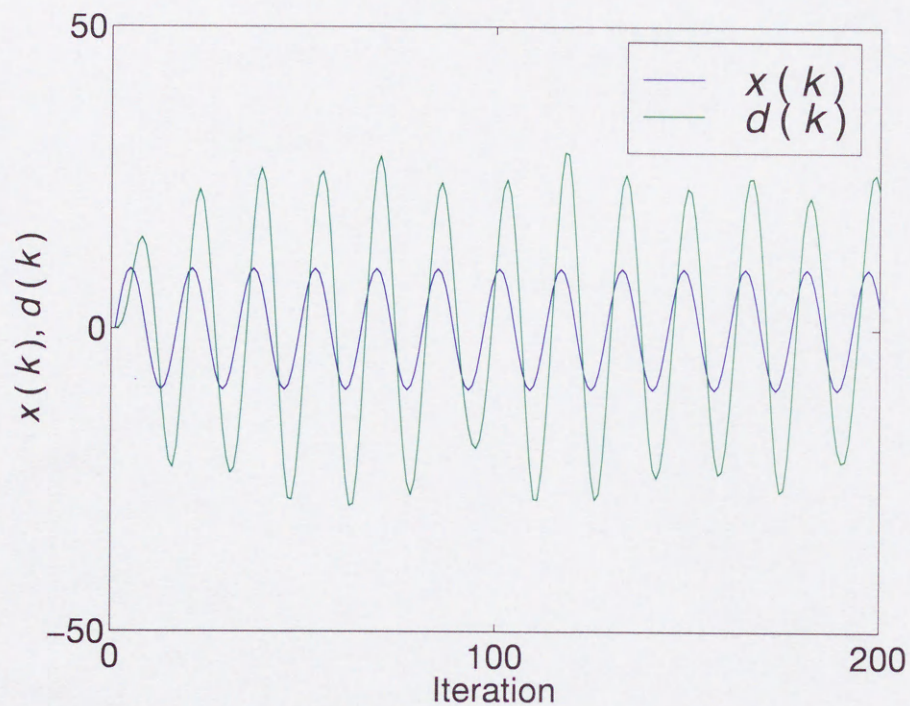


図 4.23 時変フィルタの入出力関係

表 4.2 干渉キャンセリングにおける EDF のパラメータの設定値

N_{ap}	10	無性生殖手法における親の数
N_{ac}	10	無性生殖手法において 1 個の親から生成される子孫の数
r	0.001	無性生殖手法における転写ミスの大きさ
N_{sp}	10	有性生殖手法における親の数
s	0.01	有性生殖手法における転写ミスの大きさ
T_0	1	評価期間

結果の出力波形である。この実験では、LMS-ADFの方がEDFよりも収束が速い。しかし、波形のインパルス状の部分と比較すると、LMS-ADFの出

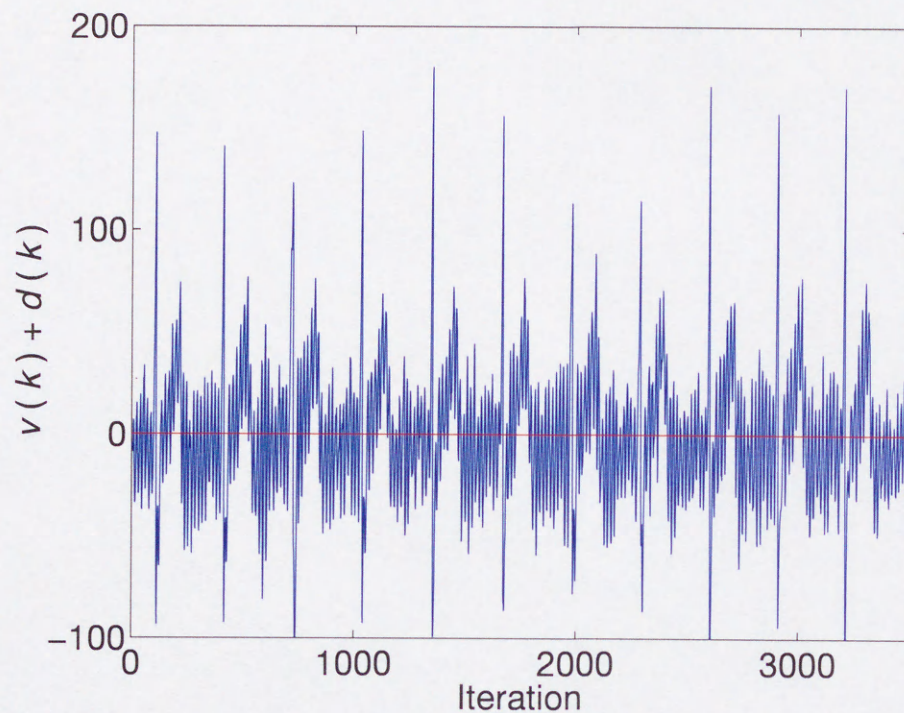


図 4.24 雑音が重畳した心電図

力よりも EDF の出力の方が安定している。

この定常状態における誤差を比較するために、LMS-ADF と EDF の出力と原波形の差を比較する。図 4.27 と図 4.28 は、それぞれ、LMS-ADF の出力と原波形の差と、EDF の出力と原波形の差である。図 4.27 と図 4.28 の比較から、EDF の方が、心電図の定常部分だけでなくインパルス状の部分の適応に関しても有効であることがわかる。

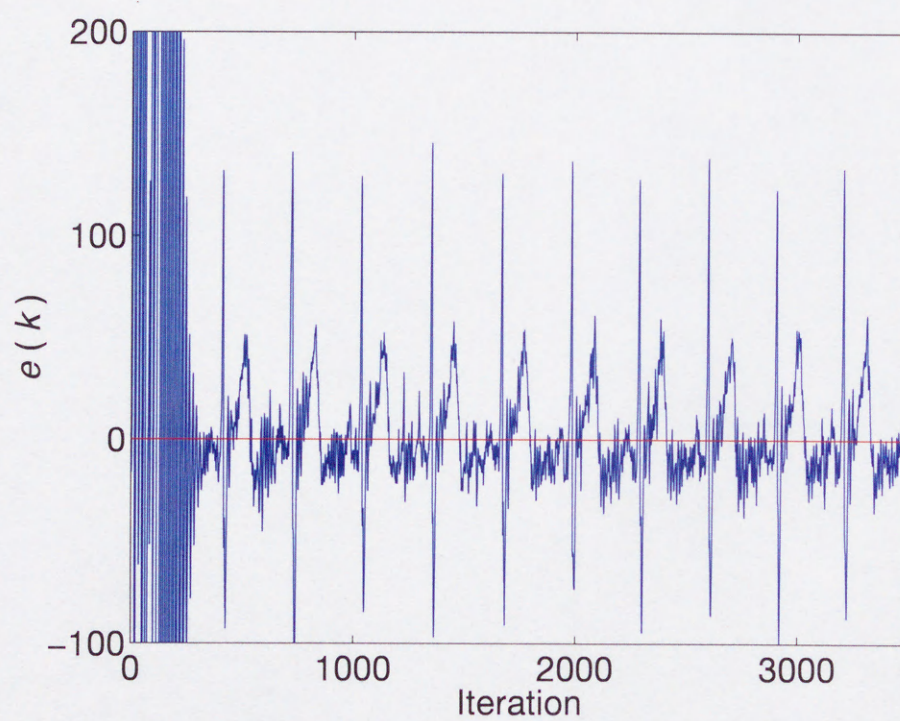


図 4.25 LMS-ADF を用いた場合の出力波形

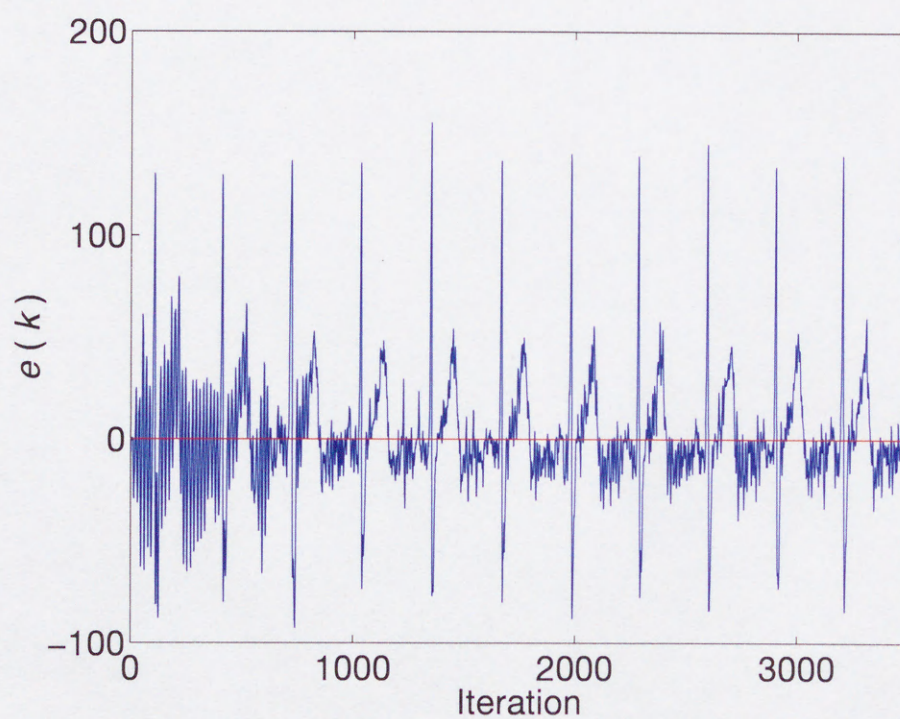


図 4.26 EDF を用いた場合の出力波形

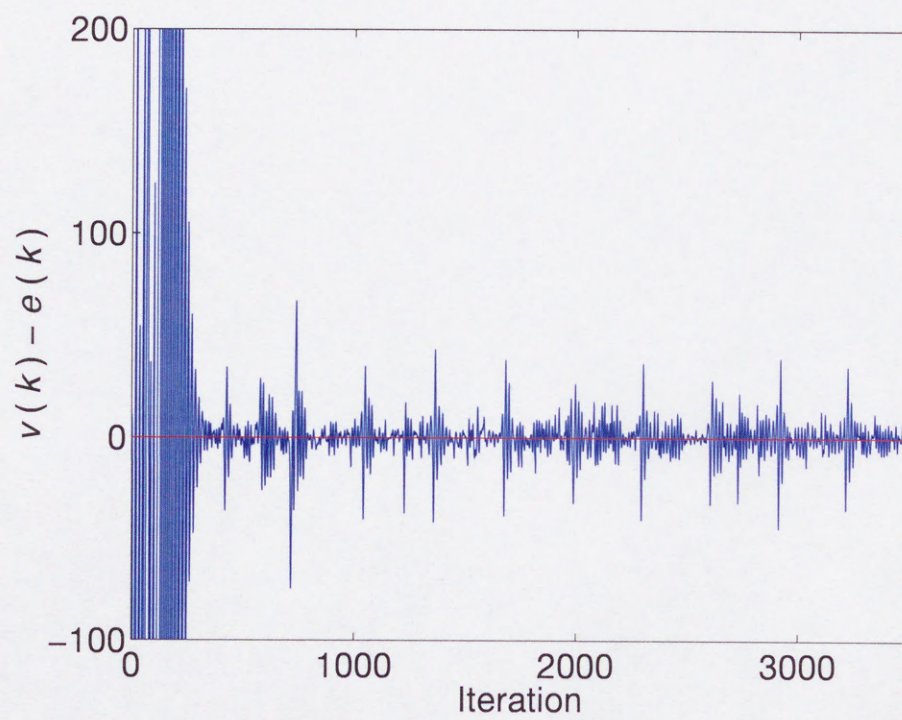


図 4.27 LMS-ADF を用いた場合の出力 (図 4.25) と原波形 (図 4.22) との誤差

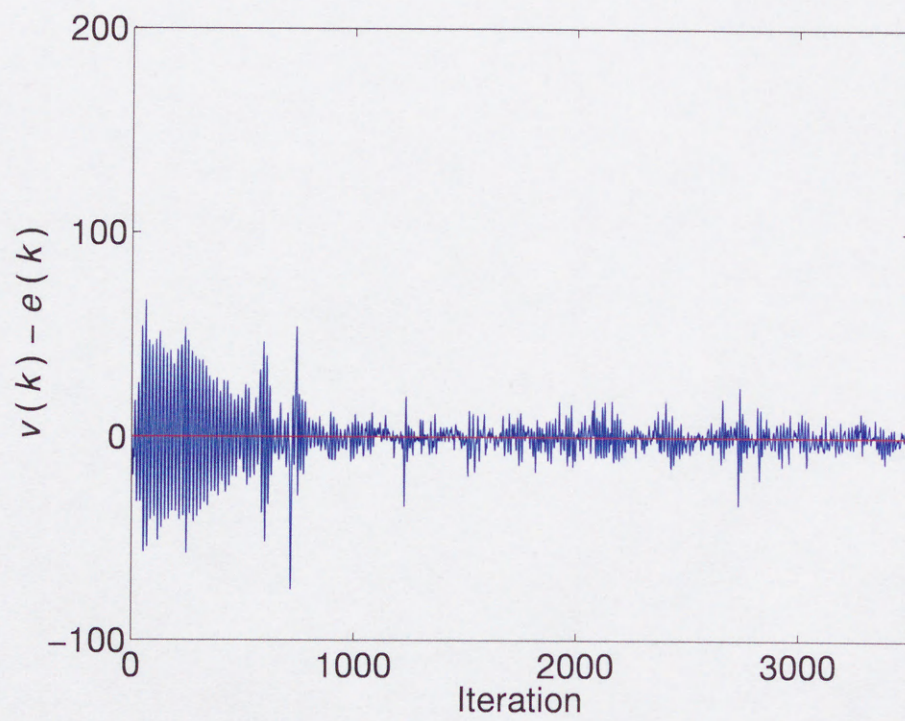


図 4.28 EDF を用いた場合の出力 (図 4.26) と原波形 (図 4.22) との誤差

4.5 むすび

本章では、EDFの有効性を示すために、システム同定と干渉キャンセリングを行った。システム同定では、LMS-ADFとSGA-ADFによる適応信号処理と比較して、以下にあげるEDFの特徴点を示した。

- 多峰性の2乗平均誤差曲面上での探索でも極小値にとらわれることなく最小値を探索できる。
- 2乗平均誤差以外の任意の誤差関数を使うことができる。
- EDFの適応アルゴリズムは、安定性の判別を特別に行わなくても適応信号処理を実現できる。

また、干渉キャンセリングでは、心電図に重畳した電源雑音の除去を行い、LMS-ADFと比較して、EDFの方が定常状態の誤差が小さいことを示した。

第5章

進化論的デジタルフィルタの並列 DSP (digital signal processor) 上 での実現

5.1 まえがき

本章では，並列 DSP 上で並列 EDF を実現し，EDF の処理時間の削減について検討する．まず，EDF の計算量を LMS-ADF の計算量と比較する．その上で，EDF の適応アルゴリズムの並列化について検討する．最後に，並列 DSP 上で並列 EDF が実現可能であることを示した上で，LMS-ADF との処理時間とメモリ使用量の比較を行う．

5.2 計算量

EDF は，内部フィルタが複数個あるため内部フィルタが 1 個しかない LMS-ADF と比較して計算量が多くなってしまう．本節では，LMS-ADF と EDF の計算量の比較を行う．ここでは，適応デジタルフィルタは，IIR フィルタで

表 5.1 入力信号 1 サンプルあたりの EDF と LMS-ADF の乗算回数

アルゴリズム (構造)	フィルタリングの 乗算回数	係数更新の 乗算回数
IIR-EDF	$A(N + M + 1)$	$(A - N_{ap} - \frac{1}{2}N_{sp})(N + M + 1)/T_0$
LMS-ADF	$N + M + 1$	$3N + M + 1$

あるとし、伝達関数を

$$H(z) = \frac{\sum_{m=0}^M b_m(k)z^{-m}}{1 - \sum_{n=1}^N a_n(k)z^{-n}} \tag{5.1}$$

とする．評価においては、計算量として乗算回数の比較を行う．

表 5.1 は、入力信号 1 サンプルあたりの LMS-ADF と EDF の乗算回数を示している．

LMS-ADF の適応アルゴリズムとして、ここでは、2.3.3 節に示した RPE アルゴリズムを考える．フィルタリング過程における乗算回数は、フィルタが 1 個なので $N + M + 1$ 回である．RPE アルゴリズムによる係数更新では、乗算回数は $3N + M + 1$ 回である．

EDF の計算量は、LMS-ADF の場合と同様に入力信号 1 サンプルあたりの処理に対して示す．EDF のフィルタリング過程における乗算回数は、内部フィルタが A 個あるので $A(N + M + 1)$ 回である．EDF の適応アルゴリズムでは、入力信号 T_0 サンプルごとに係数更新のための計算を行う．よって、EDF の適応アルゴリズムによる係数更新では、1 サンプルあたりの乗算回数は、 $(A - N_{ap} - \frac{1}{2}N_{sp})(N + M + 1)/T_0$ 回である．このうち、無性生殖手法では、遺伝子の転写ミス量の計算 ($r \cdot \mathbf{n}_{i,j}$) に $N_{ap}N_{ac}(N + M + 1)$ 回の乗算を行っている．有性

生殖手法では，子孫の遺伝子の計算 ($\frac{1}{2}(\mathbf{W}_{sp,k(m)} + \mathbf{W}_{sp,l(m)})$) に $\frac{1}{2}N_{sp}(N+M+1)$ 回と遺伝子の転写ミス量の計算 ($s \cdot \mathbf{n}_m$) に $\frac{1}{2}N_{sp}(N+M+1)$ 回の乗算を行っている．ここで， A は EDF における総生物数で， $A = N_{ap} + N_{ap}N_{ac} + N_{sp} + \frac{1}{2}N_{sp}$ である．

以上のように，EDF は，内部フィルタの数が増加したため，計算量が多くなっていることがわかる．よって，適応アルゴリズムの並列化などにより，処理時間の削減をしていく必要がある．

5.3 適応アルゴリズムの並列化

本節では，処理時間の削減を行うために，EDF の適応アルゴリズムの並列化について検討する．並列化においては，様々な並列度や粒度での実現方法の中から，応用に適したものを選択する必要がある．本論文では，適応デジタルフィルタが DSP 上で実現されることが多いことから，EDF を並列 DSP 上で実現することを考えて EDF の適応アルゴリズムの並列化を行う．

GA では，すでに並列実現に関する研究が行われている [53]．R. Tanese は，GA の並列実現として分散遺伝的アルゴリズム (distributed genetic algorithm: DGA) と分割遺伝的アルゴリズム (partitioned genetic algorithm: PGA) の性能評価を行っている [54]．DGA では，集団全体を S 個の部分集団に分割する．その上で，各部分集団を 1 個のプロセッサに割り当てる．その各部分集団では，並列ではない従来の GA を独立に実行する．そして，DGA では，ある時間間隔で部分集団間の遺伝子を交換する．これを移民と呼び，実際には一部の遺伝子情報をプロセッサ間で通信することで交換する．これは，集団遺伝学からの類推で島モデル (island model) とも呼ばれる．

一方，PGA では，DGA と同様に集団を分割し，各部分集団で GA を実行する．しかし，この場合，部分集団間での遺伝子情報のやりとりを行わな

い. このことから, 移民のない島モデルと考えられる.

EDF の適応アルゴリズムの並列化においては, 効率の高い並列化を実現するためにプロセッサ間の通信量を少なくすることを考えた. このため, 移民がないことからプロセッサ間の通信が少ない PGA をモデルとして EDF の適応アルゴリズムの並列化を行う. ここでは, 生物全体を S 個の部分集団に分割する. 各部分集団では, 無性生殖を行う親の数が N_{ap}/S , 有性生殖を行う親の数が N_{sp}/S となる. ただし, 無性生殖を行う親の子孫の数は, アルゴリズムから考えて N_{ac} のままである. これにより, 全体の生物数 A は, S 個の部分集団に分割した場合も

$$S \left(\frac{N_{ap}}{S} + \frac{N_{ap}}{S} N_{ac} + \frac{N_{sp}}{S} + \frac{1}{2} \frac{N_{sp}}{S} \right) = N_{ap} + N_{ap} N_{ac} + N_{sp} + \frac{1}{2} N_{sp} = A \quad (5.2)$$

となり, 分割しない場合と同じになる.

図 5.1 は, 並列 EDF のブロック図である. 各部分集団では, 並列ではない従来の EDF を独立に実行する. これを, sub-EDF と呼ぶ. この 1 個の sub-EDF に対応する部分集団を 1 個のプロセッサに割り当てる. 各 sub-EDF には, 同一の入力信号 $x(k)$ と目標信号 $d(k)$ を与える. 出力信号 $y(k)$ には, 各 sub-EDF の出力信号 $y_i(k)$ の中から, 適応度が最大となる出力, つまり, 評価値が最小となる出力を選択する. 以上のように, 並列 EDF では, 各プロセッサ間で遺伝子の情報の通信を行っていない. さらに, 信号も各プロセッサで適応度の一番高い内部フィルタの出力しか通信していない. このことから, プロセッサ間の通信の少ない並列化を実現している.

それでは次に, 提案した並列 EDF の収束特性を検討する. ここでは, システム同定を行い, 2 乗誤差の収束特性を比較する. この実験では, 図 4.1 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において, 未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{-0.2 - 0.4z^{-1} + 0.5z^{-2}}{1 - 0.6z^{-1} + 0.25z^{-2} - 0.2z^{-3}} \quad (5.3)$$

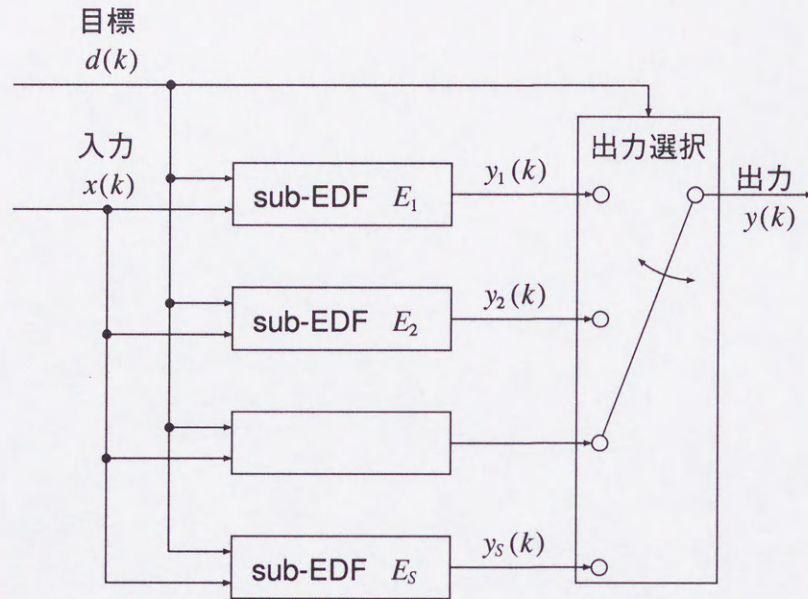


図 5.1 並列 EDF の構成

$$H(z) = \frac{b_0(k) + b_1(k)z^{-1} + b_2(k)z^{-2}}{1 - a_1(k)z^{-1} - a_2(k)z^{-2} - a_3(k)z^{-3}} \quad (5.4)$$

と設定した。これは、4.3.1.1 節で行ったシステム同定で用いたものである。図 5.2 は、従来の並列化を行っていない EDF によるシステム同定を Workstation 上で実現したときの 2 乗誤差の収束特性である。また、図 5.3 は、8 並列の並列 EDF によるシステム同定を Workstation 上で実現したときの 2 乗誤差の収束特性である。ここで、各適応アルゴリズムの 2 乗誤差の収束特性には、200 回の独立したシステム同定実験による 2 乗誤差の集合平均を取ったものを用いている。図 5.2 と図 5.3 を比較してわかるように、適応アルゴリズムの並列化を実現するためにアルゴリズムの変更を行った並列 EDF でも、従来の EDF と同様の収束特性が得られていることがわかる。

次に、並列 EDF における 1 個の sub-EDF の出力の 2 乗誤差と並列 EDF の出力の 2 乗誤差の収束特性を比較する。図 5.4 のように、1 個の sub-EDF

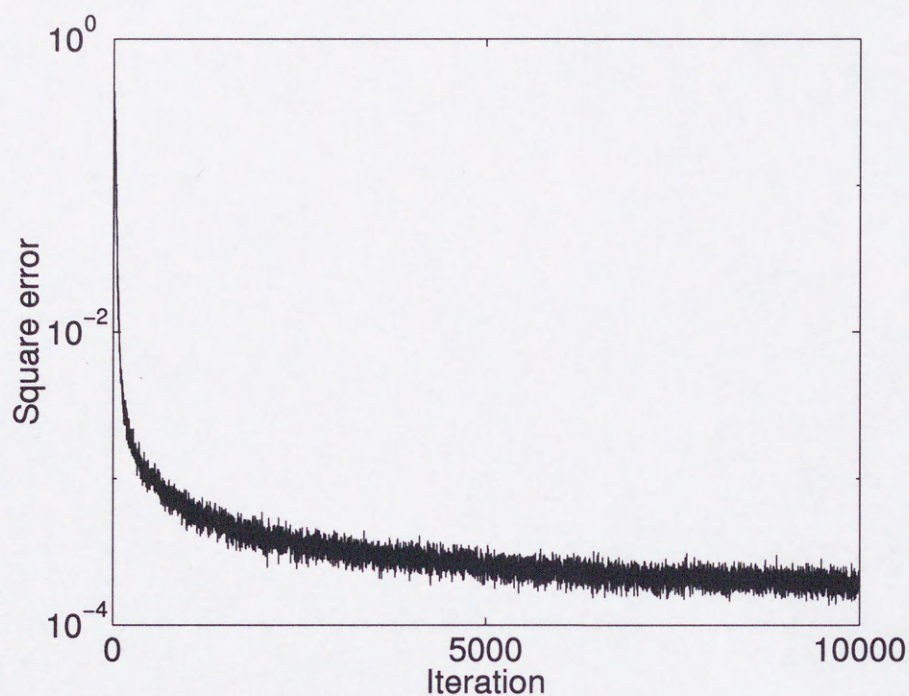


図 5.2 EDF によるシステム同定を Workstation 上で実現したときの 2 乗誤差の収束特性

の出力だけでは、8 並列の並列 EDF と同様な収束特性が得られない。さらに、図 5.5 と図 5.6 は、それぞれ、独立なシステム同定の実験において、並列 EDF の出力として選択された出力を持つ sub-EDF の時間変化を示している。各世代ごとに、適応度が最大になる sub-EDF が変化していることがわかる。以上のことから、並列 EDF では、1 個の sub-EDF の出力だけが選択されているのではなく、複数の sub-EDF の出力が適切に選択されている。

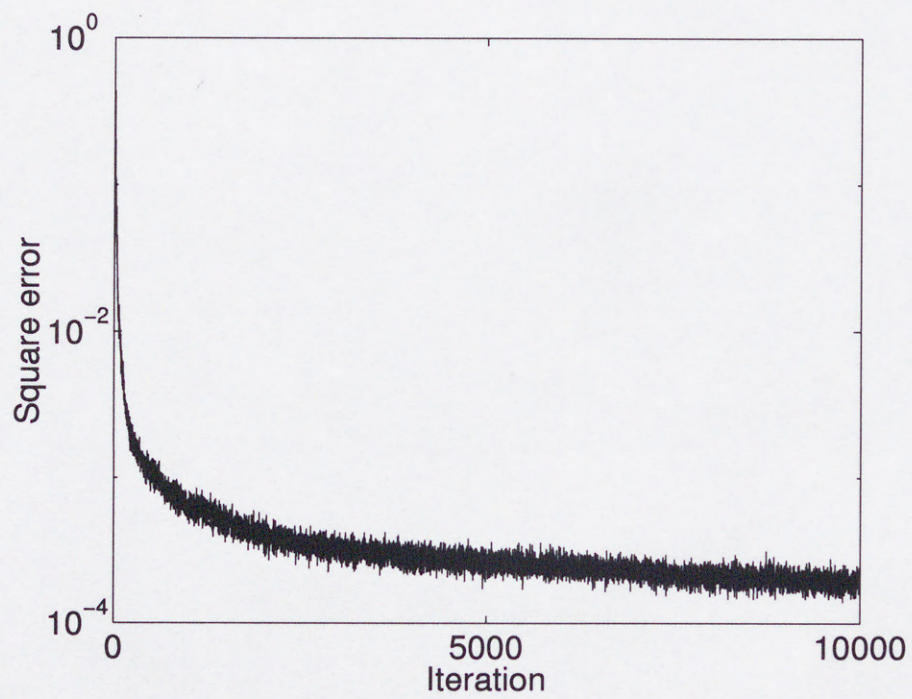


図 5.3 8 並列の並列 EDF によるシステム同定を Workstation
上で実現したときの 2 乗誤差の収束特性

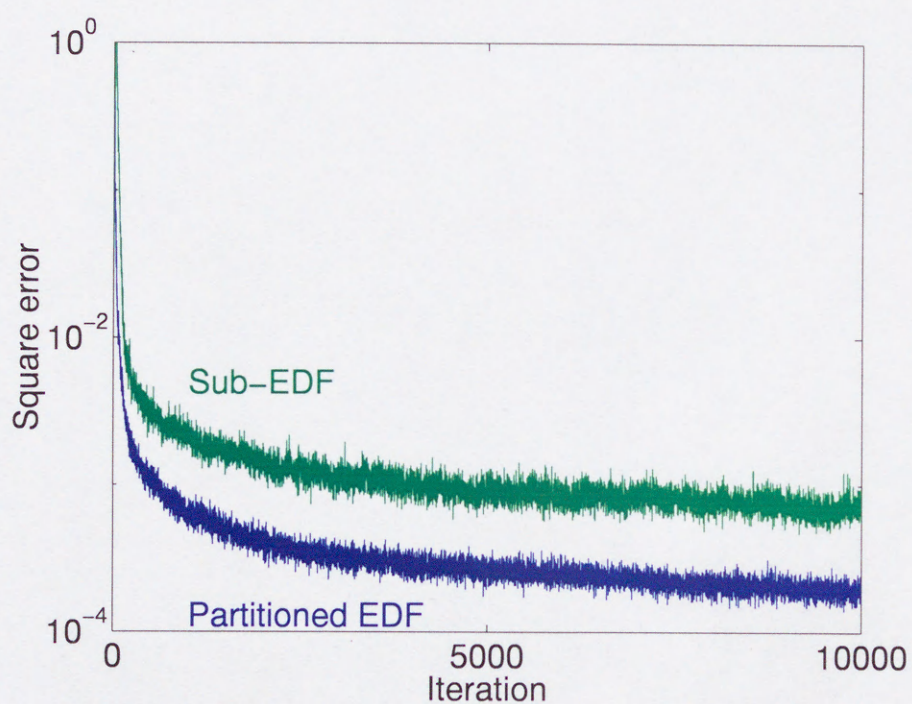


図 5.4 8 並列の並列 EDF によるシステム同定を Workstation
上で実現したときの並列 EDF とその sub-EDF の 2 乗
誤差の収束特性

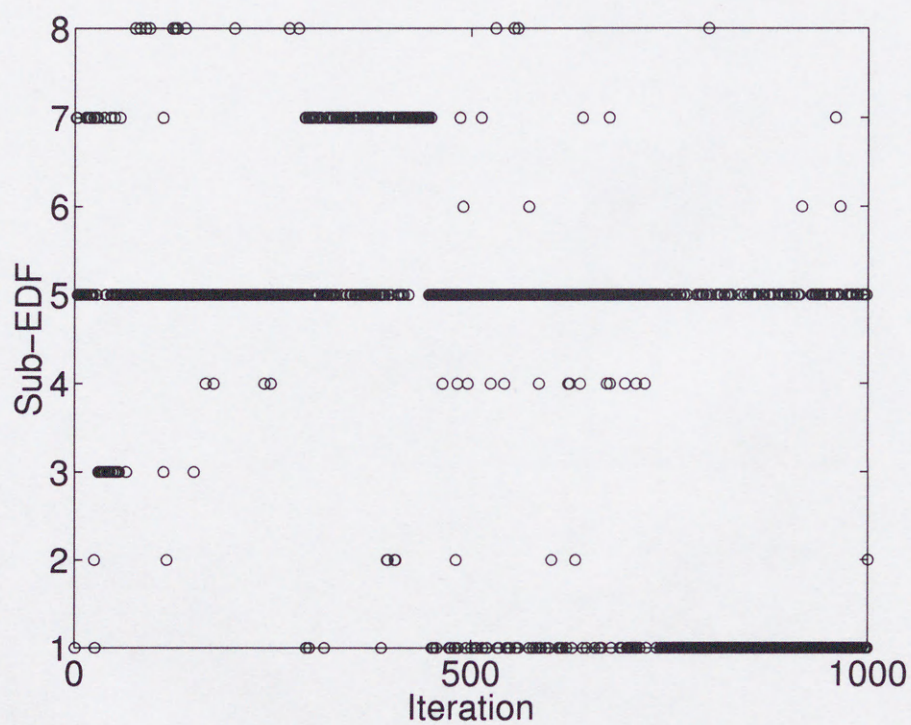


図 5.5 並列 EDF において出力として選択された出力を持つ sub-EDF の時間変化 (1)

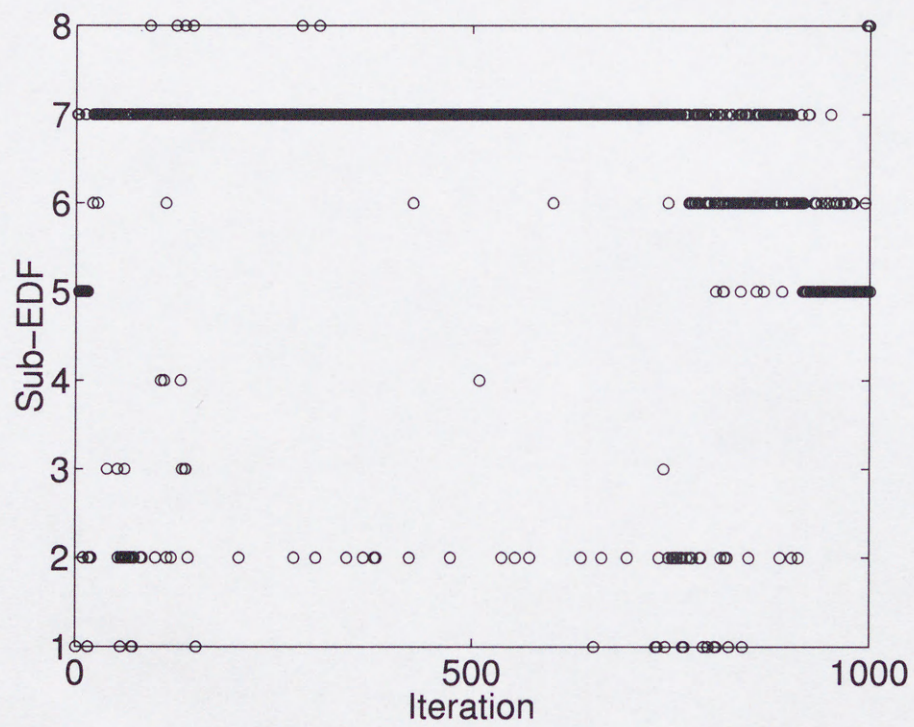


図 5.6 並列 EDF において出力として選択された出力を持つ sub-EDF の時間変化 (2)

5.4 DSP (digital signal processor) 上での実現

本節では、DSP 上で EDF を実現し、DSP 上で EDF が実現可能であることを示す。2.4 節で述べたように、多点探索を行う適応アルゴリズムは、これまでも提案されている。しかし、これを実際に DSP 上で実現した例はない。このため、EDF を DSP 上で実現できることを示す必要がある。その上で、DSP 上で LMS-ADF と EDF、並列 EDF によるシステム同定を実現し、処理時間とメモリ使用量を比較する。

本実験では、Texas Instruments の 32 ビット浮動小数点 DSP TMS320C40 を 4 台持つ並列処理開発システムを用いた。このシステムでは、各 DSP 間の接続を自由に変更できる。そこで、本実験では、並列 EDF における DSP 間の信号の通信関係から、1 台の DSP を root としたツリー構造の接続にした。また、このシステムでは、各 DSP は、64 Kwords のローカルメモリを持つ。このローカルメモリに、EDF のプログラムとフィルタ係数や内部状態などのデータを格納する。このように、本実験では、分散メモリ型の並列処理を行っている。また、このシステムは、開発のために動作速度が遅く設定されており、DSP の動作速度は、16 MHz である。さらに、この DSP は、1990 年に製造されたものであり、最新の DSP と比べて動作速度が遅い。最新の DSP である TMS320C6201 は、250 MHz で動作し、VLIW (very long instruction word) アーキテクチャであることから、複数の実行ユニットで命令を並列に実行することが可能である。EDF は、このような最新 DSP 上でも同様に実行可能であり、高速化が可能であると考えられる。そこで、本実験では、処理時間の値そのものではなく、異なる手法による処理時間の比に着目して検討する。

また、本実験では、EDF や LMS-ADF によるシステム同定を DSP 上で実現するためのプログラムを C 言語で記述した。TMS320C40 用の実行コードは、このプログラムからコンパイラによって作成した。

まず, Workstation 上と単一の DSP 上でそれぞれ EDF によるシステム同定を行い, 2 乗誤差の収束特性を比較する. この実験では, 図 4.1 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において, 未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{-0.3 + 0.4z^{-1} - 0.5z^{-2}}{1 - 1.2z^{-1} + 0.5z^{-2} - 0.1z^{-3}} \quad (5.5)$$

$$H(z) = \frac{b_0(k) + b_1(k)z^{-1}}{1 - a_1(k)z^{-1} - a_2(k)z^{-2}} \quad (5.6)$$

と設定した. これは, 4.3.1.3 節で用いたもので, 2 乗平均誤差曲面が多峰性となる. EDF のパラメータも 4.3.1.3 節と同様に設定した. 図 5.7 と図 5.8 は, それぞれ, Workstation 上と DSP 上で EDF によるシステム同定を行ったときの 2 乗誤差の収束特性である. ここで, 各適応アルゴリズムの 2 乗誤差の収束特性には, 10 回の独立したシステム同定実験による 2 乗誤差の集合平均を取ったものを用いている. 図 5.7 と図 5.8 を比較してわかるように, Workstation 上での実現と同様の収束特性が DSP 上での実現でも得られている. このように, 多点探索手法を持つ EDF の適応アルゴリズムでも, DSP 上で実現可能であることを示した.

次に, 単一 DSP と並列 DSP 上でそれぞれ EDF によるシステム同定を行い, 2 乗誤差の収束特性を比較する. 図 5.8 と図 5.9 は, システム同定を, それぞれ, 並列化を行っていない EDF を単一 DSP 上で実現したときと, 並列 EDF を 4 並列の DSP 上で実現したときの 2 乗誤差の収束特性である. 図 5.8 と図 5.9 を比較してわかるように, 単一 DSP 上での実現と同様の収束特性が並列 DSP 上での実現でも得られている.

最後に, 単一 DSP 上で LMS-ADF と EDF によるシステム同定を行う. 図 5.10 は, LMS-ADF と EDF によるシステム同定を行ったときの 2 乗誤差の収束特性の比較である. 4.3.1.3 節で示した Workstation 上での実現と同様の収束特性が得られている.

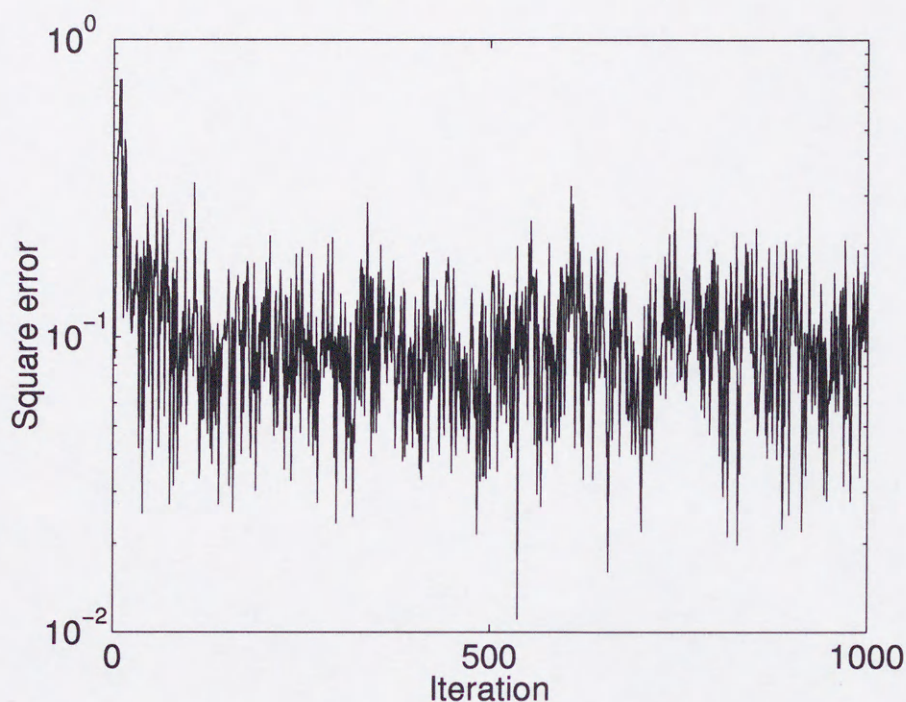


図 5.7 Workstation 上で EDF によるシステム同定を行ったときの 2 乗誤差の収束特性

以上のように，DSP 上でも，Workstation 上での実現と同様に EDF によるシステム同定が実現可能である．

それでは次に，ここまで示した DSP 上での LMS-ADF と EDF，並列 EDF によるシステム同定における処理時間とメモリ使用量の比較を行う．

表 5.2 は，LMS-ADF と EDF，4 並列の並列 EDF によるシステム同定における内部フィルタ数と処理時間，データサイズ，プログラムサイズである．

処理時間は，LMS-ADF が 3.17×10^{-5} 秒であるのに対して，EDF が 2.84×10^{-2} 秒と 896 倍も必要になっている．これは，5.2 節で述べたように，LMS-ADF の内部フィルタ数が 1 個であるのに対して，EDF の内部フィルタが 1104 個もあるためである．このように，EDF では，内部フィルタが増加したために

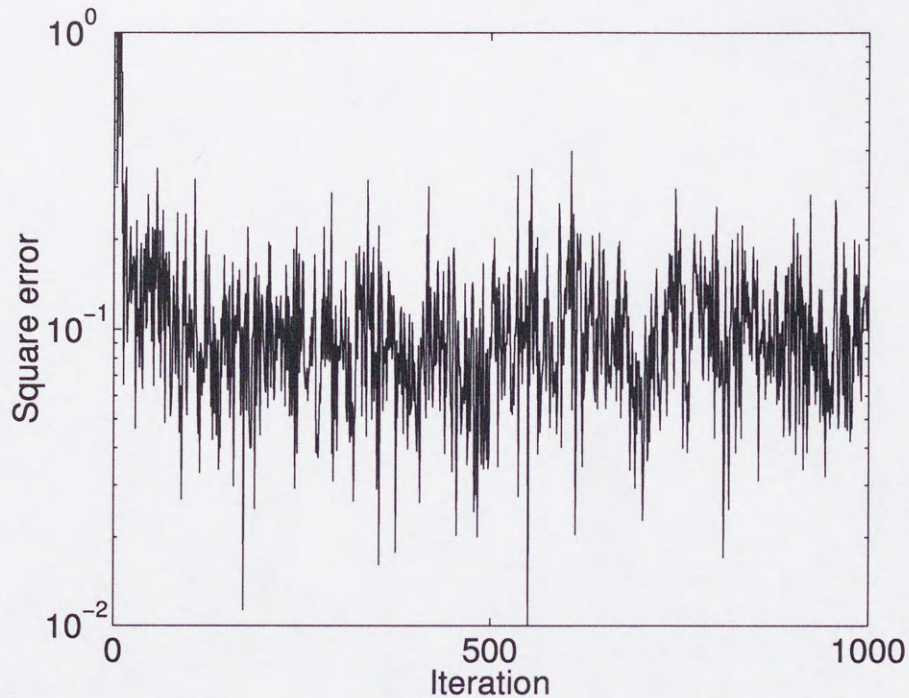


図 5.8 DSP 上で EDF によるシステム同定を行ったときの 2 乗誤差の収束特性

処理時間が増加している．そこで，処理時間の短縮のために 4 並列の DSP 上で並列 EDF を実行した．その結果，並列 EDF の処理時間は 7.15×10^{-3} 秒となり，EDF の $1/3.97$ の処理時間で実現できている．このように，効率的な並列化が可能となったのは，プロセッサ間の通信時間が全処理時間に対して 0.38 % と非常に少ないためである．以上のように，提案した並列 EDF は，4 並列の並列 DSP 上での実現において，効率のよい並列化である．

次に，メモリ使用量として，まず，フィルタ係数値とフィルタの内部状態からなるデータのサイズを比較する．LMS-ADF が 21 words であるのに対して，EDF は 24288 words と 1157 倍も必要となる．この実験では，EDF のデータサイズは，64 Kwords のローカルメモリの 37.1 % にあたる．このよ

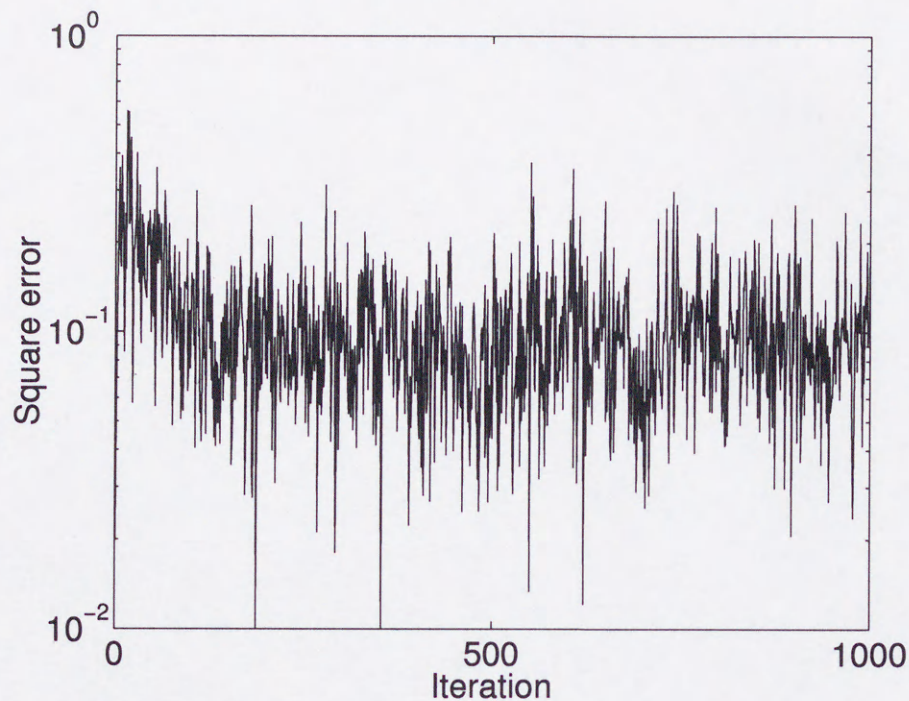


図 5.9 並列 DSP 上で並列 EDF によるシステム同定を行ったときの 2 乗誤差の収束特性

うに、EDF では、内部フィルタ数の増加にともないデータサイズが増加してしまう。よって、EDF を用いる場合、できるだけ少ない適切な内部フィルタ数を選択することが重要である。

次に、プログラムサイズを比較する。LMS-ADF が 899 words であるのに対して、EDF は 3793 words と 4.2 倍で実現できている。この実験では、EDF のプログラムサイズは、64 Kwords のローカルメモリの 5.8 % にあたる。これは、EDF のプログラムにおいて、各内部フィルタの処理が同じ処理を繰り返し行う形になっており、内部フィルタ数には依存しないためである。

以上のように、メモリ使用量については、内部フィルタ数の削減を検討することが重要である。

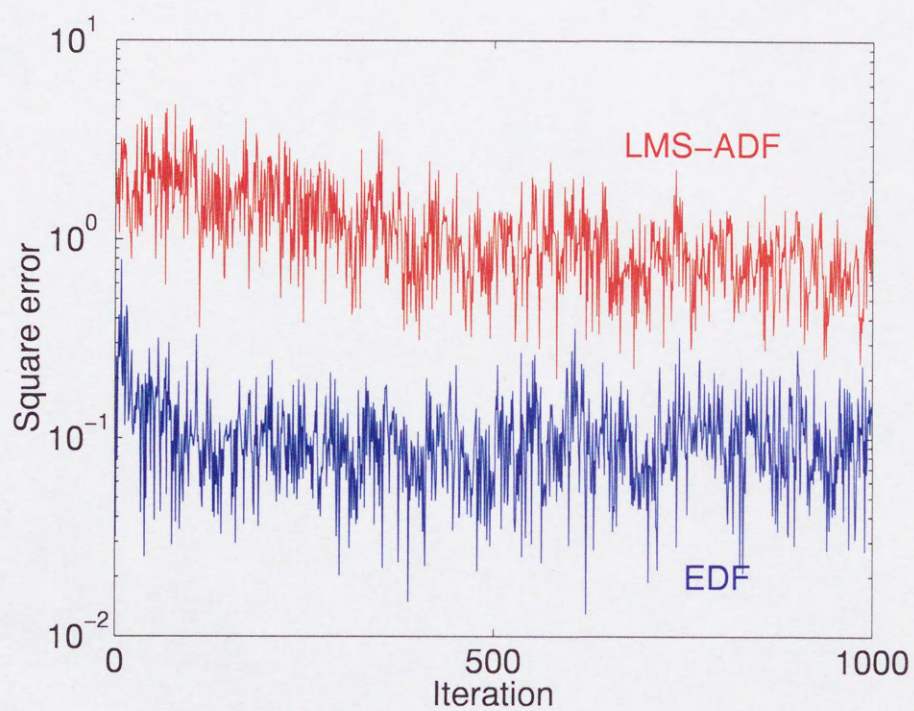


図 5.10 単一 DSP で LMS-ADF と EDF によるシステム同定を行ったときの 2 乗誤差の収束特性

表 5.2 DSP 上で実現したシステム同定における処理時間とメモリ使用量の比較

	LMS-ADF	EDF	並列 EDF
内部フィルタ数	1	1104	276×4
計算時間 (秒)	3.17×10^{-5} 896 倍	2.84×10^{-2} 1/3.97 倍	7.15×10^{-3}
データサイズ (words) (フィルタ係数など)	21 1157 倍	→ 24288	
プログラムサイズ (words)	899 4.2 倍	→ 3793	

5.5 むすび

本章では，並列 DSP 上で並列 EDF を実現し，EDF の処理時間の削減について検討した．まず，LMS-ADF と EDF で計算量の比較を行い，EDF において内部フィルタの数が増加したことにより，計算量が増加していることを示した．その上で，EDF の並列化を行った．本論文では，DSP 上で実現することを考慮して，並列 EDF の構造と適応アルゴリズムを提案した．最後に，並列 DSP 上で並列 EDF が実現可能であることを示した上で，4 並列の DSP 上で実現することにより，単一 DSP 上での実現と比べて $1/3.97$ の処理時間で実現できることを示した．

第6章

結言

以上，第2章から第5章まで，提案する進化論的デジタルフィルタ (evolutionary digital filter: EDF) の提案とその性能評価について述べた。

第2章では，適応信号処理の基礎的考察を行った。ここでは，代表的な適応アルゴリズムである LMS アルゴリズムと RPE アルゴリズムについて述べた。さらに，誤差関数の勾配に基づかない適応アルゴリズムを用いた適応デジタルフィルタに関して概説した。

第3章では，本論文で提案する EDF について述べた。まず，EDF の基本的な考え方について述べた。次に，EDF の構造と適応アルゴリズムを示した。

第4章では，EDF の動作を確認し，EDF の有効性を示すために，システム同定と干渉キャンセリングを行った。システム同定では，LMS-ADF と SGA-ADF による適応信号処理と比較して，以下にあげる EDF の特徴点を示した。

- 多峰性の2乗平均誤差曲面上での探索でも極小値にとらわれることなく最小値を探索できる。
- 2乗平均誤差以外の任意の誤差関数を使うことができる。

- EDF の適応アルゴリズムは、安定性の判別を特別に行わなくても適応信号処理を実現できる。

また、干渉キャンセリングでは、心電波形に重畳した電源雑音の除去を行い、LMS-ADF と比較して、EDF の方が定常状態の誤差の分散が小さいことを示した。

第5章では、並列 DSP 上で並列 EDF を実現し、EDF の処理時間の削減について検討した。まず、LMS-ADF と EDF で計算量の比較を行い、EDF において内部フィルタの数が増加したことにより、計算量が増加していることを示した。その上で、EDF の並列化を行った。本論文では、DSP 上で実現することを考慮して、並列 EDF の構造と適応アルゴリズムを提案した。最後に、並列 DSP 上で並列 EDF が実現可能であることを示した上で、4 並列の DSP 上で実現することにより、単一 DSP 上での実現と比べて 1/3.97 の処理時間で実現できることを示した。

以上のように、本論文では進化論的計算手法による適応デジタルフィルタとして EDF を提案した。

提案している EDF は、生物集団による複数システムにより実現しており、非線形システムであるという特徴を持つ。しかし、(1) LMS アルゴリズムにおける適応デジタルフィルタの係数の収束の保証のようなフィルタ特性の解析が難しい、(2) EDF が持つ生物数や遺伝子の転写ミスの大きさなど多数のパラメータを現段階では経験的に決定している、などの問題がある。このことは、EDF に固有の問題ではなく、GA などの進化論的計算手法全般の問題である。GA においても、収束性などの解析が進んでおらず、パラメータの設定も経験的に行われている。以上のことから、今後、EDF など進化論的計算手法のパラメータの設定法の確立を行う必要があると考えている。

付 録 A

システム同定における 2 乗平均誤差 の理論値の導出 (1)

本章では，4.3.1.3 節で用いた文献 [49] の Case 1 の 2 乗平均誤差の理論値を導出する．ここでは，図 4.1 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において，未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{\beta_0 + \beta_1 z^{-1} + \beta_2 z^{-2}}{1 - \alpha_1 z^{-1} - \alpha_2 z^{-2} - \alpha_3 z^{-3}} \quad (\text{A.1})$$

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}} \quad (\text{A.2})$$

とする．

以下では，システム同定の 2 乗平均誤差を解析的に求める．2 乗平均誤差は

$$E[e^2(k)] = \frac{1}{2\pi j} \oint |P(z) - H(z)|^2 \frac{dz}{z} \quad (\text{A.3})$$

で与えられる．ここで，式 (A.3) が成り立つのは，入力信号 $x(k)$ が平均 0，分散 1 の白色ガウス信号だからである [44, 55, 56]¹．文献 [44] の式 (2) にした

¹信号の分散の扱いについては文献 [56] p. 115 を参照のこと．

がえは，式 (A.3) は，

$$E[e^2(k)] = \frac{1}{2\pi j} \oint [|P(z)|^2 + |H(z)|^2 - 2P(z^{-1})H(z)] \frac{dz}{z} \quad (\text{A.4})$$

と展開できる．式 (A.3) に，式 (A.1) と式 (A.2) を代入すると，

$$\begin{aligned} E[e^2(k)] = & -[(\beta_0^2 + \beta_1^2 + \beta_2^2)(\alpha_3^2 - 1) - 2(\beta_0\beta_1 + \beta_1\beta_2)(\alpha_1 + \alpha_2\alpha_3) \\ & + (\beta_0^2 + \beta_1^2 + 2\beta_0\beta_2 + \beta_2^2)(\alpha_2 + \alpha_1\alpha_3) - 2\beta_0\beta_2(\alpha_1^2 + 2\alpha_2 - \alpha_2^2 + 2\alpha_1\alpha_3)] \\ & / [\{1 - (\alpha_1^2 + 2\alpha_2) + (\alpha_2^2 - 2\alpha_1\alpha_3) - \alpha_3^2\} \{1 + \alpha_2 + \alpha_1\alpha_3 - \alpha_3^2\}] \\ & + \frac{2a_1b_0b_1 + (1 - a_2)(b_0^2 + b_1^2)}{(1 + a_2)(1 - a_1^2 - 2a_2 + a_2^2)} \\ & + (-2) \\ & \times [\beta_0b_0 + \alpha_1\beta_0b_1 + \beta_1b_1 + (\beta_1b_0 + \alpha_2\beta_0b_1 + \beta_2b_1)a_1 \\ & + (\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_0b_1)(a_1^2 + 2a_2) \\ & - (\alpha_2\beta_0b_0 - \alpha_1\beta_1b_0 + \beta_2b_0 + \alpha_3\beta_0b_1 + \alpha_2\beta_1b_1 - \alpha_1\beta_2b_1)a_2 \\ & - (\alpha_3\beta_0b_0 - \alpha_1\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_1b_1)a_1a_2 + (\alpha_3\beta_1b_0 - \alpha_2\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_2b_1)a_2^2] \\ & / [1 - \alpha_1a_1 - \alpha_2(a_1^2 + 2a_2) - \alpha_3(a_1^3 + 3a_1a_2) - \alpha_1^2a_2 \\ & - \alpha_1\alpha_2a_1a_2 - \alpha_1\alpha_3(a_1^2 + 2a_2)a_2 + \alpha_2^2a_2^2 - \alpha_3^2a_2^3 + \alpha_2\alpha_3a_1a_2^2] \quad (\text{A.5}) \end{aligned}$$

が得られる [44, 57]．以下では，式 (A.4) から式 (A.5) の導出を行う．式 (A.4) の第 1 項は

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2\pi j} \oint |P(z)|^2 \frac{dz}{z} \\ & = \frac{1}{2\pi j} \oint P(z)P^*(z) \frac{dz}{z} \\ & = \frac{1}{2\pi j} \oint P(z)P(z^{-1}) \frac{dz}{z} \\ & = \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{\beta_0 + \beta_1z^{-1} + \beta_2z^{-2}}{1 - \alpha_1z^{-1} - \alpha_2z^{-2} - \alpha_3z^{-3}} \frac{\beta_0 + \beta_1z + \beta_2z^2}{1 - \alpha_1z - \alpha_2z^2 - \alpha_3z^3} \frac{dz}{z} \\ & = \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{\beta_0z^2 + \beta_1z + \beta_2}{z^3 - \alpha_1z^2 - \alpha_2z - \alpha_3} \frac{\beta_0 + \beta_1z + \beta_2z^2}{1 - \alpha_1z - \alpha_2z^2 - \alpha_3z^3} dz \quad (\text{A.6}) \end{aligned}$$

となる．ここで，

$$z^3 - \alpha_1 z^2 - \alpha_2 z - \alpha_3 = (z - p)(z - q)(z - r) \quad (\text{A.7})$$

とおくと，

$$p + q + r = \alpha_1 \quad (\text{A.8})$$

$$pq + qr + rp = -\alpha_2 \quad (\text{A.9})$$

$$pqr = \alpha_3 \quad (\text{A.10})$$

$$p^2 + q^2 + r^2 = (p + q + r)^2 - 2(pq + qr + rp) = \alpha_1^2 + 2\alpha_2 \quad (\text{A.11})$$

$$p^2 q^2 + p^2 r^2 + q^2 r^2 = (pq + qr + rp)^2 - 2pqr(p + q + r) = \alpha_2^2 - 2\alpha_1 \alpha_3 \quad (\text{A.12})$$

であるから，置き換えて

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2\pi j} \oint |P(z)|^2 \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{\beta_0 z^2 + \beta_1 z + \beta_2}{(z - p)(z - q)(z - r)} \frac{\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2}{1 - (p + q + r)z + (pq + qr + rp)z^2 - pqrz^3} dz \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{(\beta_0 z^2 + \beta_1 z + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2)}{(z - p)(z - q)(z - r)(1 - pz)(1 - qz)(1 - rz)} dz \\ &= \text{Res}(p) + \text{Res}(q) + \text{Res}(r) \end{aligned} \quad (\text{A.13})$$

となる [44, 57]². Cauchy の留数定理より

$$\begin{aligned} \text{Res}(p) &= \lim_{z \rightarrow p} (z - p) \frac{(\beta_0 z^2 + \beta_1 z + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2)}{(z - p)(z - q)(z - r)(1 - pz)(1 - qz)(1 - rz)} \\ &= \frac{(\beta_0 p^2 + \beta_1 p + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 p + \beta_2 p^2)}{(p - q)(p - r)(1 - p^2)(1 - pq)(1 - rp)} \end{aligned} \quad (\text{A.14})$$

$$\begin{aligned} \text{Res}(q) &= \lim_{z \rightarrow q} (z - q) \frac{(\beta_0 z^2 + \beta_1 z + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2)}{(z - p)(z - q)(z - r)(1 - pz)(1 - qz)(1 - rz)} \\ &= \frac{(\beta_0 q^2 + \beta_1 q + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 q + \beta_2 q^2)}{(q - p)(q - r)(1 - pq)(1 - q^2)(1 - qr)} \end{aligned} \quad (\text{A.15})$$

²逆 z 変換に関しては，文献 [57] の p. 35 を参照のこと．これによると，逆 z 変換は，安定な極の留数の和であることが記されている．したがって， $1/p, 1/q, 1/r$ における極は留数の和には入らない．

$$\begin{aligned}
\text{Res}(r) &= \lim_{z \rightarrow r} (z - r) \frac{(\beta_0 z^2 + \beta_1 z + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2)}{(z - p)(z - q)(z - r)(1 - pz)(1 - qz)(1 - rz)} \\
&= \frac{(\beta_0 r^2 + \beta_1 r + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 r + \beta_2 r^2)}{(r - p)(r - q)(1 - rp)(1 - qr)(1 - r^2)}
\end{aligned} \tag{A.16}$$

となる。よって,

$$\begin{aligned}
&\frac{1}{2\pi j} \oint |P(z)|^2 \frac{dz}{z} \\
&= -\frac{(\beta_0 p^2 + \beta_1 p + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 p + \beta_2 p^2)}{(p - q)(r - p)(1 - p^2)(1 - pq)(1 - rp)} \\
&\quad -\frac{(\beta_0 q^2 + \beta_1 q + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 q + \beta_2 q^2)}{(p - q)(q - r)(1 - pq)(1 - q^2)(1 - qr)} \\
&\quad -\frac{(\beta_0 r^2 + \beta_1 r + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 r + \beta_2 r^2)}{(r - p)(q - r)(1 - rp)(1 - qr)(1 - r^2)} \\
&= \frac{-1}{(p - q)(q - r)(r - p)(1 - p^2)(1 - q^2)(1 - r^2)(1 - pq)(1 - qr)(1 - rp)} \\
&\quad \times \{(\beta_0 p^2 + \beta_1 p + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 p + \beta_2 p^2)(q - r)(1 - q^2)(1 - r^2)(1 - qr) \\
&\quad + (\beta_0 q^2 + \beta_1 q + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 q + \beta_2 q^2)(r - p)(1 - p^2)(1 - r^2)(1 - rp) \\
&\quad + (\beta_0 r^2 + \beta_1 r + \beta_2)(\beta_0 + \beta_1 r + \beta_2 r^2)(p - q)(1 - p^2)(1 - q^2)(1 - pq)\} \\
&= \frac{-1}{(p - q)(q - r)(r - p)(1 - p^2)(1 - q^2)(1 - r^2)(1 - pq)(1 - qr)(1 - rp)} \\
&\quad \times [\{\beta_0 \beta_2 + (\beta_0 \beta_1 + \beta_1 \beta_2)p + (\beta_0^2 + \beta_1^2 + \beta_2^2)p^2 + (\beta_0 \beta_1 + \beta_1 \beta_2)p^3 + \beta_0 \beta_2 p^4\} \\
&\quad \times (q - q^3 - r + q^4 r + r^3 - q^4 r^3 - qr^4 + q^3 r^4) \\
&\quad + \{\beta_0 \beta_2 + (\beta_0 \beta_1 + \beta_1 \beta_2)q + (\beta_0^2 + \beta_1^2 + \beta_2^2)q^2 + (\beta_0 \beta_1 + \beta_1 \beta_2)q^3 + \beta_0 \beta_2 q^4\} \\
&\quad \times (r - r^3 - p + r^4 p + p^3 - r^4 p^3 - rp^4 + r^3 p^4) \\
&\quad + \{\beta_0 \beta_2 + (\beta_0 \beta_1 + \beta_1 \beta_2)r + (\beta_0^2 + \beta_1^2 + \beta_2^2)r^2 + (\beta_0 \beta_1 + \beta_1 \beta_2)r^3 + \beta_0 \beta_2 r^4\} \\
&\quad \times (p - p^3 - q + p^4 q + q^3 - p^4 q^3 - pq^4 + p^3 q^4)] \\
&= \frac{-1}{(1 - p^2)(1 - q^2)(1 - r^2)(1 - pq)(1 - qr)(1 - rp)} \\
&\quad \times [-\beta_0^2 - \beta_1^2 - \beta_2^2 - 2\beta_0 \beta_1 p - 2\beta_1 \beta_2 p - 2\beta_0 \beta_2 p^2 \\
&\quad - 2\beta_0 \beta_1 q - 2\beta_1 \beta_2 q - \beta_0^2 pq - \beta_1^2 pq - 2\beta_0 \beta_2 pq \\
&\quad - \beta_2^2 pq - 2\beta_0 \beta_2 q^2 + 2\beta_0 \beta_2 p^2 q^2 - 2\beta_0 \beta_1 r
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & -2\beta_1\beta_2r - \beta_0^2pr - \beta_1^2pr - 2\beta_0\beta_2pr - \beta_2^2pr \\
 & -\beta_0^2qr - \beta_1^2qr - 2\beta_0\beta_2qr - \beta_2^2qr + \beta_0^2p^2qr + \beta_1^2p^2qr + 2\beta_0\beta_2p^2qr \\
 & +\beta_2^2p^2qr + \beta_0^2pq^2r + \beta_1^2pq^2r + 2\beta_0\beta_2pq^2r + \beta_2^2pq^2r + 2\beta_0\beta_1p^2q^2r \\
 & +2\beta_1\beta_2p^2q^2r - 2\beta_0\beta_2r^2 + 2\beta_0\beta_2p^2r^2 + \beta_0^2pqr^2 + \beta_1^2pqr^2 + 2\beta_0\beta_2pqr^2 \\
 & +\beta_2^2pqr^2 + 2\beta_0\beta_1p^2qr^2 + 2\beta_1\beta_2p^2qr^2 + 2\beta_0\beta_2q^2r^2 + 2\beta_0\beta_1pq^2r^2 \\
 & +2\beta_1\beta_2pq^2r^2 + \beta_0^2p^2q^2r^2 + \beta_1^2p^2q^2r^2 + \beta_2^2p^2q^2r^2] \\
 = & -[-\beta_0^2 - \beta_1^2 - \beta_2^2 \\
 & -2(\beta_0\beta_1 + \beta_1\beta_2)(p + q + r) \\
 & -2\beta_0\beta_2(p^2 + q^2 + r^2) \\
 & -(\beta_0^2 + \beta_1^2 + 2\beta_0\beta_2 + \beta_2^2)(pq + pr + qr) \\
 & +2\beta_0\beta_2(p^2q^2 + p^2r^2 + q^2r^2) \\
 & +(\beta_0^2 + \beta_1^2 + 2\beta_0\beta_2 + \beta_2^2)(p + q + r)pqr \\
 & +2(\beta_0\beta_1 + \beta_1\beta_2)(pq + qr + rp)pqr \\
 & +(\beta_0^2 + \beta_1^2 + \beta_2^2)(pqr)^2] \\
 & /[\{1 - (p^2 + q^2 + r^2) + (p^2q^2 + p^2r^2 + q^2r^2) - (pqr)^2\} \\
 & \{1 - (pq + pr + qr) + pqr(p + q + r) - (pqr)^2\}] \\
 = & -[(\beta_0^2 + \beta_1^2 + \beta_2^2)(\alpha_3^2 - 1) \\
 & -2(\beta_0\beta_1 + \beta_1\beta_2)(\alpha_1 + \alpha_2\alpha_3) \\
 & +(\beta_0^2 + \beta_1^2 + 2\beta_0\beta_2 + \beta_2^2)(\alpha_2 + \alpha_1\alpha_3) \\
 & -2\beta_0\beta_2(\alpha_1^2 + 2\alpha_2 - \alpha_2^2 + 2\alpha_1\alpha_3)] \\
 & /[\{1 - (\alpha_1^2 + 2\alpha_2) + (\alpha_2^2 - 2\alpha_1\alpha_3) - \alpha_3^2\} \\
 & \times \{1 + \alpha_2 + \alpha_1\alpha_3 - \alpha_3^2\}]
 \end{aligned} \tag{A.17}$$

より求まる．式 (A.4) の第 2 項は

$$\begin{aligned}
 \frac{1}{2\pi j} \oint |H(z)|^2 \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint H(z) H^*(z) \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint H(z) H(z^{-1}) \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}} \frac{b_0 + b_1 z}{1 - a_1 z - a_2 z^2} \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b_0 z + b_1}{z^2 - a_1 z - a_2} \frac{b_0 + b_1 z}{1 - a_1 z - a_2 z^2} dz \quad (\text{A.18})
 \end{aligned}$$

となる．ここで，

$$z^2 - a_1 z - a_2 = (z - p)(z - q) \quad (\text{A.19})$$

とおくと，

$$p + q = a_1 \quad (\text{A.20})$$

$$pq = -a_2 \quad (\text{A.21})$$

$$p^2 + q^2 = (p + q)^2 - 2pq = a_1^2 + 2a_2 \quad (\text{A.22})$$

であるから，置き換えて

$$\begin{aligned}
 \frac{1}{2\pi j} \oint |H(z)|^2 \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b_0 z + b_1}{(z - p)(z - q)} \frac{b_0 + b_1 z}{1 - (p + q)z + pqz^2} dz \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{(b_0 z + b_1)(b_0 + b_1 z)}{(z - p)(z - q)(1 - pz)(1 - qz)} dz \\
 &= \text{Res}(p) + \text{Res}(q) \quad (\text{A.23})
 \end{aligned}$$

となる [44, 57]. Cauchy の留数定理より

$$\begin{aligned}
 \text{Res}(p) &= \lim_{z \rightarrow p} (z - p) \frac{(b_0 z + b_1)(b_0 + b_1 z)}{(z - p)(z - q)(1 - pz)(1 - qz)} \\
 &= \frac{(b_0 p + b_1)(b_0 + b_1 p)}{(p - q)(1 - p^2)(1 - pq)} \quad (\text{A.24})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Res}(q) &= \lim_{z \rightarrow q} (z - q) \frac{(b_0 z + b_1)(b_0 + b_1 z)}{(z - p)(z - q)(1 - pz)(1 - qz)} \\
 &= \frac{(b_0 q + b_1)(b_0 + b_1 q)}{(q - p)(1 - pq)(1 - q^2)} \quad (\text{A.25})
 \end{aligned}$$

となる．よって，

$$\begin{aligned}
 & \frac{1}{2\pi j} \oint |H(z)|^2 \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{(b_0 p + b_1)(b_0 + b_1 p)}{(p - q)(1 - p^2)(1 - pq)} + \frac{(b_0 q + b_1)(b_0 + b_1 q)}{(q - p)(1 - pq)(1 - q^2)} \\
 &= \frac{1}{(p - q)(1 - pq)} \left\{ \frac{(b_0 p + b_1)(b_0 + b_1 p)}{(1 - p^2)} - \frac{(b_0 q + b_1)(b_0 + b_1 q)}{(1 - q^2)} \right\} \\
 &= \frac{1}{(p - q)(1 - pq)} \frac{(b_0 p + b_1)(b_0 + b_1 p)(1 - q^2) - (b_0 q + b_1)(b_0 + b_1 q)(1 - p^2)}{(1 - p^2)(1 - q^2)} \\
 &= \frac{(b_0 b_1 p^2 + (b_0^2 + b_1^2)p + b_0 b_1)(1 - q^2) - (b_0 b_1 q^2 + (b_0^2 + b_1^2)q + b_0 b_1)(1 - p^2)}{(p - q)(1 - pq)(1 - p^2)(1 - q^2)} \\
 &= \frac{b_0 b_1(p^2 - q^2) + (b_0^2 + b_1^2)(p - q) + (b_0^2 + b_1^2)(p - q)pq + b_0 b_1(p^2 - q^2)}{(p - q)(1 - pq)(1 - p^2)(1 - q^2)} \\
 &= \frac{2b_0 b_1(p + q) + (b_0^2 + b_1^2)(1 + pq)}{(1 - pq)(1 - (p^2 + q^2) + (pq)^2)} \\
 &= \frac{2a_1 b_0 b_1 + (1 - a_2)(b_0^2 + b_1^2)}{(1 + a_2)(1 - a_1^2 - 2a_2 + a_2^2)} \tag{A.26}
 \end{aligned}$$

より求まる．最後に，式 (A.4) の第 3 項は

$$\begin{aligned}
 & \frac{1}{2\pi j} \oint (-2)P(z^{-1})H(z)\frac{dz}{z} \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint (-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \alpha_3 z^3} \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}} \frac{dz}{z} \tag{A.27}
 \end{aligned}$$

となる．ここで，

$$z^2 - a_1 z - a_2 = (z - p)(z - q) \tag{A.28}$$

とおくと，

$$p + q = a_1 \tag{A.29}$$

$$pq = -a_2 \tag{A.30}$$

$$p^2 + q^2 = (p + q)^2 - 2pq = a_1^2 + 2a_2 \tag{A.31}$$

$$p^3 + q^3 = (p + q)^3 - 3(p + q)pq = a_1^3 + 3a_1 a_2 \tag{A.32}$$

であるから，置き換えて

$$\begin{aligned}
 & \frac{1}{2\pi j} \oint (-2) P(z^{-1}) H(z) \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint (-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \alpha_3 z^3} \frac{b_0 z + b_1}{z^2 - a_1 z - a_2} dz \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint (-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \alpha_3 z^3} \frac{b_0 z + b_1}{(z-p)(z-q)} dz \\
 &= \text{Res}(p) + \text{Res}(q)
 \end{aligned} \tag{A.33}$$

となる [44, 57]. ここで，Cauchy の留数定理より

$$\begin{aligned}
 \text{Res}(p) &= \lim_{z \rightarrow p} (z-p)(-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \alpha_3 z^3} \frac{b_0 z + b_1}{(z-p)(z-q)} \\
 &= (-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 p + \beta_2 p^2}{1 - \alpha_1 p - \alpha_2 p^2 - \alpha_3 p^3} \frac{b_0 p + b_1}{(p-q)}
 \end{aligned} \tag{A.34}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Res}(q) &= \lim_{z \rightarrow q} (z-q)(-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 z + \beta_2 z^2}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \alpha_3 z^3} \frac{b_0 z + b_1}{(z-p)(z-q)} \\
 &= (-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 q + \beta_2 q^2}{1 - \alpha_1 q - \alpha_2 q^2 - \alpha_3 q^3} \frac{b_0 q + b_1}{(q-p)}
 \end{aligned} \tag{A.35}$$

となる．よって，

$$\begin{aligned}
 & \frac{1}{2\pi j} \oint (-2) P(z^{-1}) H(z) \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{-2}{p-q} \left\{ \frac{(\beta_0 + \beta_1 p + \beta_2 p^2)(b_0 p + b_1)}{1 - \alpha_1 p - \alpha_2 p^2 - \alpha_3 p^3} - \frac{(\beta_0 + \beta_1 q + \beta_2 q^2)(b_0 q + b_1)}{1 - \alpha_1 q - \alpha_2 q^2 - \alpha_3 q^3} \right\} \\
 &= \frac{-2}{p-q} \\
 & \quad \times [\{(\beta_0 + \beta_1 p + \beta_2 p^2)(b_0 p + b_1)(1 - \alpha_1 q - \alpha_2 q^2 - \alpha_3 q^3)\} \\
 & \quad - \{(\beta_0 + \beta_1 q + \beta_2 q^2)(b_0 q + b_1)(1 - \alpha_1 p - \alpha_2 p^2 - \alpha_3 p^3)\}] \\
 & \quad / [(1 - \alpha_1 p - \alpha_2 p^2 - \alpha_3 p^3)(1 - \alpha_1 q - \alpha_2 q^2 - \alpha_3 q^3)] \\
 &= (-2) \\
 & \quad \times [\beta_0 b_0 + \alpha_1 \beta_0 b_1 + \beta_1 b_1 + \beta_1 b_0 p + \alpha_2 \beta_0 b_1 p + \beta_2 b_1 p \\
 & \quad + \beta_2 b_0 p^2 + \alpha_3 \beta_0 b_1 p^2 + \beta_1 b_0 q + \alpha_2 \beta_0 b_1 q + \beta_2 b_1 q + \alpha_2 \beta_0 b_0 p q]
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & -\alpha_1\beta_1b_0pq + \beta_2b_0pq + \alpha_3\beta_0b_1pq + \alpha_2\beta_1b_1pq - \alpha_1\beta_2b_1pq + \alpha_3\beta_0b_0p^2q \\
 & -\alpha_1\beta_2b_0p^2q + \alpha_3\beta_1b_1p^2q + \beta_2b_0q^2 + \alpha_3\beta_0b_1q^2 + \alpha_3\beta_0b_0pq^2 - \alpha_1\beta_2b_0pq^2 \\
 & +\alpha_3\beta_1b_1pq^2 + \alpha_3\beta_1b_0p^2q^2 - \alpha_2\beta_2b_0p^2q^2 + \alpha_3\beta_2b_1p^2q^2] \\
 & / [1 - \alpha_1p - \alpha_2p^2 - \alpha_3p^3 - \alpha_1q + \alpha_1^2pq \\
 & +\alpha_1\alpha_2p^2q + \alpha_1\alpha_3p^3q - \alpha_2q^2 + \alpha_1\alpha_2pq^2 \\
 & +\alpha_2^2p^2q^2 + \alpha_2\alpha_3p^3q^2 - \alpha_3q^3 \\
 & +\alpha_1\alpha_3pq^3 + \alpha_2\alpha_3p^2q^3 + \alpha_3^2p^3q^3] \\
 = & (-2) \\
 & \times [\beta_0b_0 + \alpha_1\beta_0b_1 + \beta_1b_1 \\
 & +(\beta_1b_0 + \alpha_2\beta_0b_1 + \beta_2b_1)(p + q) \\
 & +(\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_0b_1)(p^2 + q^2) \\
 & +(\alpha_2\beta_0b_0 - \alpha_1\beta_1b_0 + \beta_2b_0 + \alpha_3\beta_0b_1 + \alpha_2\beta_1b_1 - \alpha_1\beta_2b_1)pq \\
 & +(\alpha_3\beta_0b_0 - \alpha_1\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_1b_1)(p + q)pq \\
 & +(\alpha_3\beta_1b_0 - \alpha_2\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_2b_1)(pq)^2] \\
 & / [1 - \alpha_1(p + q) - \alpha_2(p^2 + q^2) - \alpha_3(p^3 + q^3) + \alpha_1^2pq \\
 & +\alpha_1\alpha_2(p + q)pq + \alpha_1\alpha_3(p^2 + q^2)pq \\
 & +\alpha_2^2(pq)^2 + \alpha_3^2(pq)^3 + \alpha_2\alpha_3(p + q)(pq)^2] \\
 = & (-2) \\
 & \times [\beta_0b_0 + \alpha_1\beta_0b_1 + \beta_1b_1 + (\beta_1b_0 + \alpha_2\beta_0b_1 + \beta_2b_1)a_1 \\
 & +(\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_0b_1)(a_1^2 + 2a_2) \\
 & -(\alpha_2\beta_0b_0 - \alpha_1\beta_1b_0 + \beta_2b_0 + \alpha_3\beta_0b_1 + \alpha_2\beta_1b_1 - \alpha_1\beta_2b_1)a_2 \\
 & -(\alpha_3\beta_0b_0 - \alpha_1\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_1b_1)a_1a_2 + (\alpha_3\beta_1b_0 - \alpha_2\beta_2b_0 + \alpha_3\beta_2b_1)a_2^2] \\
 & / [1 - \alpha_1a_1 - \alpha_2(a_1^2 + 2a_2) - \alpha_3(a_1^3 + 3a_1a_2) - \alpha_1^2a_2]
 \end{aligned}$$

$$-\alpha_1\alpha_2a_1a_2 - \alpha_1\alpha_3(a_1^2 + 2a_2)a_2 + \alpha_2^2a_2^2 - \alpha_3^2a_2^3 + \alpha_2\alpha_3a_1a_2^2] \quad (\text{A.36})$$

を得る.

図 A.1 は, 導出した 2 乗平均誤差の理論値の等高線である. ここでは, 4.3.1.3 節で用いた未知システムの伝達関数にあわせて

$$\alpha_1 = 1.2 \quad (\text{A.37})$$

$$\alpha_2 = -0.5 \quad (\text{A.38})$$

$$\alpha_3 = 0.1 \quad (\text{A.39})$$

$$\beta_0 = -0.3 \quad (\text{A.40})$$

$$\beta_1 = 0.4 \quad (\text{A.41})$$

$$\beta_2 = -0.5 \quad (\text{A.42})$$

と設定した. さらに, 適応デジタルフィルタの可変係数が 4 個であるので, $b_0 = -0.5$, $b_1 = 0.1$ と固定したときの 2 乗平均誤差を求めている.

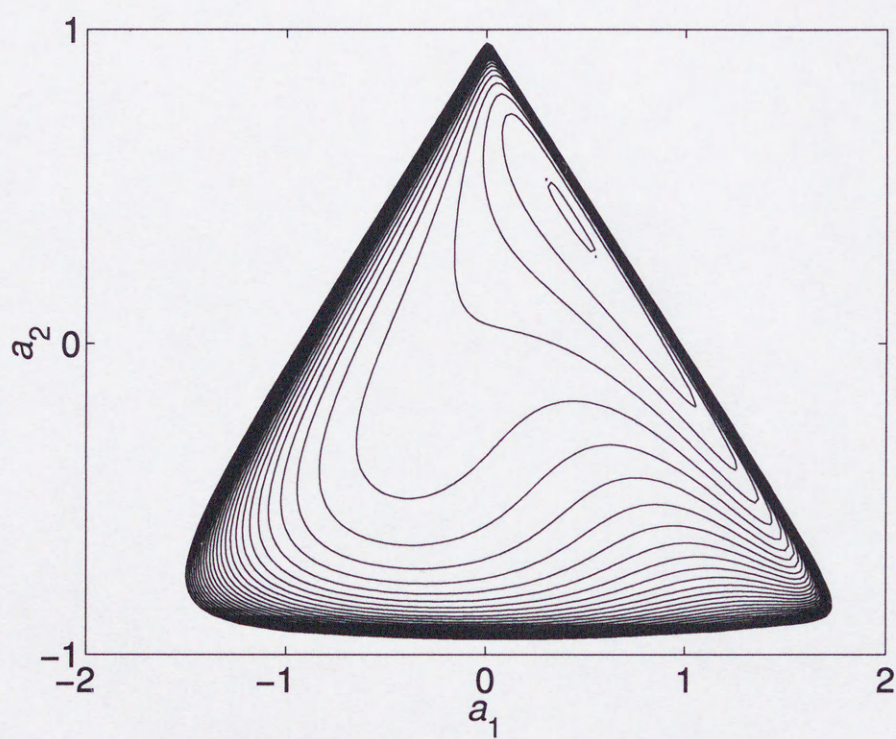


図 A.1 適応デジタルフィルタの係数に対する2乗平均誤差の理論値の等高線

付 録 B

システム同定における 2 乗平均誤差 の理論値の導出 (2)

本章では，4.3.1.4 節で用いた文献 [9] の図 6 の 2 乗平均誤差の理論値を導出する．ここでは，図 4.1 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において，未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{\beta_0 + \beta_1 z^{-1}}{1 - \alpha_1 z^{-1} - \alpha_2 z^{-2}} \quad (\text{B.1})$$

$$H(z) = \frac{b}{1 - az^{-1}} \quad (\text{B.2})$$

とする．2 乗平均誤差は，適応システムの係数 a, b に対する等高線として表す．

以下では，システム同定の 2 乗平均誤差を解析的に求める．2 乗平均誤差は

$$E[e^2(k)] = \frac{1}{2\pi j} \oint |P(z) - H(z)|^2 \frac{dz}{z} \quad (\text{B.3})$$

で与えられる．ここで，式 (B.3) が成り立つのは，入力信号 $x(k)$ が平均 0，分散 1 の白色ガウス信号だからである [44, 55, 56]．文献 [44] の式 (2) にした

がえは, 式 (B.3) は,

$$E[e^2(k)] = \frac{1}{2\pi j} \oint [|P(z)|^2 + |H(z)|^2 - 2P(z^{-1})H(z)] \frac{dz}{z} \quad (\text{B.4})$$

と展開できる. 式 (B.3) に, 式 (B.1) と式 (B.2) を代入すると,

$$E[e^2(k)] = \frac{2\alpha_1\beta_0\beta_1 + (1-\alpha_2)(\beta_0^2 + \beta_1^2)}{(1+\alpha_2)(1-\alpha_1^2-2\alpha_2+\alpha_2^2)} + \frac{b^2}{1-a^2} + \frac{-2b(\beta_0 + \beta_1 a)}{1-\alpha_1 a - \alpha_2 a^2} \quad (\text{B.5})$$

が得られる [44, 57]. 以下では, 式 (B.4) から式 (B.5) の導出を行う. 式 (B.4) の第 1 項は

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi j} \oint |P(z)|^2 \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint P(z)P^*(z) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint P(z)P(z^{-1}) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{\beta_0 + \beta_1 z^{-1}}{1 - \alpha_1 z^{-1} - \alpha_2 z^{-2}} \frac{\beta_0 + \beta_1 z}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2} \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{\beta_0 z + \beta_1}{z^2 - \alpha_1 z - \alpha_2} \frac{\beta_0 + \beta_1 z}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2} dz \end{aligned} \quad (\text{B.6})$$

となる. ここで,

$$z^2 - \alpha_1 z - \alpha_2 = (z - p)(z - q) \quad (\text{B.7})$$

とおくと,

$$p + q = \alpha_1 \quad (\text{B.8})$$

$$pq = -\alpha_2 \quad (\text{B.9})$$

$$p^2 + q^2 = (p + q)^2 - 2pq = \alpha_1^2 + 2\alpha_2 \quad (\text{B.10})$$

であるから, 置き換えて

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi j} \oint |P(z)|^2 \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{\beta_0 z + \beta_1}{(z - p)(z - q)} \frac{\beta_0 + \beta_1 z}{1 - (p + q)z + pqz^2} dz \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{(\beta_0 z + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 z)}{(z - p)(z - q)(1 - pz)(1 - qz)} dz \\ &= \text{Res}(p) + \text{Res}(q) \end{aligned} \quad (\text{B.11})$$

となる [44, 57]. Cauchy の留数定理より

$$\begin{aligned} \text{Res}(p) &= \lim_{z \rightarrow p} (z - p) \frac{(\beta_0 z + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 z)}{(z - p)(z - q)(1 - pz)(1 - qz)} \\ &= \frac{(\beta_0 p + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 p)}{(p - q)(1 - p^2)(1 - pq)} \end{aligned} \quad (\text{B.12})$$

$$\begin{aligned} \text{Res}(q) &= \lim_{z \rightarrow q} (z - q) \frac{(\beta_0 z + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 z)}{(z - p)(z - q)(1 - pz)(1 - qz)} \\ &= \frac{(\beta_0 q + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 q)}{(q - p)(1 - pq)(1 - q^2)} \end{aligned} \quad (\text{B.13})$$

となる. よって,

$$\begin{aligned} &\frac{1}{2\pi j} \oint |P(z)|^2 \frac{dz}{z} \\ &= \frac{(\beta_0 p + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 p)}{(p - q)(1 - p^2)(1 - pq)} + \frac{(\beta_0 q + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 q)}{(q - p)(1 - pq)(1 - q^2)} \\ &= \frac{1}{(p - q)(1 - pq)} \left\{ \frac{(\beta_0 p + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 p)}{(1 - p^2)} - \frac{(\beta_0 q + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 q)}{(1 - q^2)} \right\} \\ &= \frac{1}{(p - q)(1 - pq)} \frac{(\beta_0 p + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 p)(1 - q^2) - (\beta_0 q + \beta_1)(\beta_0 + \beta_1 q)(1 - p^2)}{(1 - p^2)(1 - q^2)} \\ &= \frac{(\beta_0 \beta_1 p^2 + (\beta_0^2 + \beta_1^2)p + \beta_0 \beta_1)(1 - q^2) - (\beta_0 \beta_1 q^2 + (\beta_0^2 + \beta_1^2)q + \beta_0 \beta_1)(1 - p^2)}{(p - q)(1 - pq)(1 - p^2)(1 - q^2)} \\ &= \frac{\beta_0 \beta_1 (p^2 - q^2) + (\beta_0^2 + \beta_1^2)(p - q) + (\beta_0^2 + \beta_1^2)(p - q)pq + \beta_0 \beta_1 (p^2 - q^2)}{(p - q)(1 - pq)(1 - p^2)(1 - q^2)} \\ &= \frac{2\beta_0 \beta_1 (p + q) + (\beta_0^2 + \beta_1^2)(1 + pq)}{(1 - pq)(1 - (p^2 + q^2) + (pq)^2)} \\ &= \frac{2\alpha_1 \beta_0 \beta_1 + (1 - \alpha_2)(\beta_0^2 + \beta_1^2)}{(1 + \alpha_2)(1 - \alpha_1^2 - 2\alpha_2 + \alpha_2^2)} \end{aligned} \quad (\text{B.14})$$

より求まる. 式 (B.4) の第 2 項は

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi j} \oint |H(z)|^2 \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint H(z) H^*(z) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint H(z) H(z^{-1}) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b}{1 - az^{-1}} \frac{b}{1 - az} \frac{dz}{z} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b^2}{(z-a)(1-az)} dz \\
 &= \text{Res}(a)
 \end{aligned} \tag{B.15}$$

となる [44, 57]. Cauchy の留数定理より

$$\begin{aligned}
 \text{Res}(a) &= \lim_{z \rightarrow a} (z-a) \frac{b^2}{(z-a)(1-az)} \\
 &= \frac{b^2}{1-a^2}
 \end{aligned} \tag{B.16}$$

となる. よって,

$$\frac{1}{2\pi j} \oint |H(z)|^2 \frac{dz}{z} = \frac{b^2}{1-a^2} \tag{B.17}$$

を得る. 最後に, 式 (B.4) の第 3 項は

$$\begin{aligned}
 \frac{1}{2\pi j} \oint (-2)P(z^{-1})H(z) \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint (-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 z}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2} \frac{b}{1 - az^{-1}} \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint (-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 z}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2} \frac{b}{z-a} dz \\
 &= \text{Res}(a)
 \end{aligned} \tag{B.18}$$

となる. [44, 57]. ここで, Cauchy の留数定理より

$$\begin{aligned}
 \text{Res}(a) &= \lim_{z \rightarrow a} (z-a)(-2) \frac{\beta_0 + \beta_1 z}{1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2} \frac{b}{z-a} \\
 &= \frac{-2b(\beta_0 + \beta_1 a)}{1 - \alpha_1 a - \alpha_2 a^2}
 \end{aligned} \tag{B.19}$$

となる. よって,

$$\frac{1}{2\pi j} \oint (-2)P(z^{-1})H(z) \frac{dz}{z} = \frac{-2b(\beta_0 + \beta_1 a)}{1 - \alpha_1 a - \alpha_2 a^2} \tag{B.20}$$

を得る.

4.3.1.4 節の図 4.13 は, 導出した 2 乗平均誤差の理論値の等高線である. ここでは, 4.3.1.4 節で用いた未知システムの伝達関数にあわせて

$$\alpha_1 = 1.1314 \tag{B.21}$$

$$\alpha_2 = -0.25 \quad (\text{B.22})$$

$$\beta_0 = 0.05 \quad (\text{B.23})$$

$$\beta_1 = -0.4 \quad (\text{B.24})$$

と設定した.

付 録 C

システム同定における 2 乗平均誤差 の理論値の導出 (3)

本章では，4.3.3 節で用いた 2 乗平均誤差の理論値を導出する．ここでは，図 4.1 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において，未知システムと適応デジタルフィルタの伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = z^{-2} + z^{-3} \quad (\text{C.1})$$

$$H(z) = \frac{b_0}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}} \quad (\text{C.2})$$

とする．2 乗平均誤差は，適応システムの係数 a_1, a_2 に対する等高線として表す．

以下では，システム同定の 2 乗平均誤差を解析的に求める．2 乗平均誤差は

$$E[e^2(k)] = \frac{1}{2\pi j} \oint |P(z) - H(z)|^2 \frac{dz}{z} \quad (\text{C.3})$$

で与えられる．ここで，式 (C.3) が成り立つのは，入力信号 $x(k)$ が平均 0，分散 1 の白色ガウス信号だからである [44, 55, 56]．文献 [44] の式 (2) にした

がえは，式 (C.3) は，

$$E[e^2(k)] = \frac{1}{2\pi j} \oint [|P(z)|^2 + |H(z)|^2 - 2P(z^{-1})H(z)] \frac{dz}{z} \quad (C.4)$$

と展開できる．式 (C.3) に，式 (C.1) と式 (C.2) を代入すると，

$$E[e^2(k)] = 2 + \frac{b_0^2(1-a_2)}{(1+a_2)(1-a_1^2-2a_2+a_2^2)} - 2b_0(a_1^3+2a_1a_2+a_1^2+a_2) \quad (C.5)$$

が得られる [44, 57]．以下では，式 (C.4) から式 (C.5) の導出を行う．式 (C.4) の第 1 項は

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi j} \oint |P(z)|^2 \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint P(z)P^*(z) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint P(z)P(z^{-1}) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint (z^{-2} + z^{-3})(z^2 + z^3) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{(z+1)^2}{z^2} dz \\ &= \text{Res}(0) \\ &= \frac{1}{(2-1)!} \lim_{z \rightarrow 0} \left[\frac{d}{dz} \left\{ z^2 \frac{(z+1)^2}{z^2} \right\} \right] \\ &= \lim_{z \rightarrow 0} 2(z+1) \\ &= 2 \end{aligned} \quad (C.6)$$

より求まる．式 (C.4) の第 2 項は

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi j} \oint |H(z)|^2 \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint H(z)H^*(z) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint H(z)H(z^{-1}) \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b_0}{1-a_1z^{-1}-a_2z^{-2}} \frac{b_0}{1-a_1z-a_2z^2} \frac{dz}{z} \end{aligned} \quad (C.7)$$

となる．

ここで,

$$z^2 - a_1 z - a_2 = (z - \alpha)(z - \beta) \quad (\text{C.8})$$

とおくと,

$$\alpha + \beta = a_1 \quad (\text{C.9})$$

$$\alpha\beta = -a_2 \quad (\text{C.10})$$

$$\alpha^2 + \beta^2 = (\alpha + \beta)^2 - 2\alpha\beta = a_1^2 + 2a_2 \quad (\text{C.11})$$

であるから, 置き換えて

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi j} \oint |H(z)|^2 \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b_0 z^2}{(z - \alpha)(z - \beta)} \frac{b_0}{1 - (\alpha + \beta)z + \alpha\beta z^2} \frac{dz}{z} \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b_0 z}{(z - \alpha)(z - \beta)} \frac{b_0}{(1 - \alpha z)(1 - \beta z)} dz \\ &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{b_0^2 z}{(z - \alpha)(z - \beta)(1 - \alpha z)(1 - \beta z)} dz \\ &= \text{Res}(\alpha) + \text{Res}(\beta) \end{aligned} \quad (\text{C.12})$$

となる [44, 57]. Cauchy の留数定理より

$$\begin{aligned} \text{Res}(\alpha) &= \lim_{z \rightarrow \alpha} (z - \alpha) \frac{b_0^2 z}{(z - \alpha)(z - \beta)(1 - \alpha z)(1 - \beta z)} \\ &= \frac{b_0^2 \alpha}{(\alpha - \beta)(1 - \alpha^2)(1 - \alpha\beta)} \end{aligned} \quad (\text{C.13})$$

$$\begin{aligned} \text{Res}(\beta) &= \lim_{z \rightarrow \beta} (z - \beta) \frac{b_0^2 z}{(z - \alpha)(z - \beta)(1 - \alpha z)(1 - \beta z)} \\ &= \frac{b_0^2 \beta}{(\beta - \alpha)(1 - \alpha\beta)(1 - \beta^2)} \end{aligned} \quad (\text{C.14})$$

となる. よって,

$$\frac{1}{2\pi j} \oint |H(z)|^2 \frac{dz}{z} = \frac{b_0^2 \alpha}{(\alpha - \beta)(1 - \alpha^2)(1 - \alpha\beta)} + \frac{b_0^2 \beta}{(\beta - \alpha)(1 - \alpha\beta)(1 - \beta^2)}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{b_0^2}{(\alpha - \beta)(1 - \alpha\beta)} \left\{ \frac{\alpha}{(1 - \alpha^2)} - \frac{\beta}{(1 - \beta^2)} \right\} \\
 &= \frac{b_0^2}{(\alpha - \beta)(1 - \alpha\beta)} \frac{\alpha(1 - \beta^2) - \beta(1 - \alpha^2)}{(1 - \alpha^2)(1 - \beta^2)} \\
 &= \frac{b_0^2}{(\alpha - \beta)(1 - \alpha\beta)} \frac{\alpha - \alpha\beta^2 - \beta + \alpha^2\beta}{1 - \alpha^2 - \beta^2 + \alpha^2\beta^2} \\
 &= \frac{b_0^2}{(\alpha - \beta)(1 - \alpha\beta)} \frac{(\alpha - \beta)(1 + \alpha\beta)}{1 - (\alpha^2 + \beta^2) + (\alpha\beta)^2} \\
 &= \frac{b_0^2}{1 + a_2} \frac{1 - a_2}{1 - (a_1^2 + 2a_2) + a_2^2} \\
 &= \frac{b_0^2(1 - a_2)}{(1 + a_2)(1 - a_1^2 - 2a_2 + a_2^2)} \tag{C.15}
 \end{aligned}$$

を得る．最後に，式 (C.4) の第 3 項は

$$\begin{aligned}
 \frac{1}{2\pi j} \oint (-2)P(z^{-1})H(z) \frac{dz}{z} &= \frac{1}{2\pi j} \oint (-2)(z^2 + z^3) \frac{b_0}{1 - a_1z^{-1} - a_2z^{-2}} \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint (-2)z^2(z + 1) \frac{b_0z^2}{z^2 - a_1z - a_2} \frac{dz}{z} \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{-2b_0z^3(z + 1)}{z^2 - a_1z - a_2} dz \\
 &= \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{-2b_0z^3(z + 1)}{(z - \alpha)(z - \beta)} dz \\
 &= \text{Res}(\alpha) + \text{Res}(\beta) \tag{C.16}
 \end{aligned}$$

となる．[44, 57]．ここで，Cauchy の留数定理より

$$\begin{aligned}
 \text{Res}(\alpha) &= \lim_{z \rightarrow \alpha} (z - \alpha) \frac{-2b_0z^3(z + 1)}{(z - \alpha)(z - \beta)} \\
 &= \frac{-2b_0\alpha^3(\alpha + 1)}{\alpha - \beta} \tag{C.17}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Res}(\beta) &= \lim_{z \rightarrow \beta} (z - \beta) \frac{-2b_0z^3(z + 1)}{(z - \alpha)(z - \beta)} \\
 &= \frac{-2b_0\beta^3(\beta + 1)}{\beta - \alpha} \tag{C.18}
 \end{aligned}$$

となる．よって，

$$\frac{1}{2\pi j} \oint (-2)P(z^{-1})H(z) \frac{dz}{z}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{-2b_0\alpha^3(\alpha+1)}{\alpha-\beta} + \frac{-2b_0\beta^3(\beta+1)}{\beta-\alpha} \\
 &= \frac{-2b_0\{\alpha^3(\alpha+1) - \beta^3(\beta+1)\}}{\alpha-\beta} \\
 &= \frac{-2b_0(\alpha^4 - \beta^4 + \alpha^3 - \beta^3)}{\alpha-\beta} \\
 &= \frac{-2b_0}{\alpha-\beta} \{(\alpha-\beta)(\alpha+\beta)(\alpha^2+\beta^2) + (\alpha-\beta)(\alpha^2+\alpha\beta+\beta^2)\} \\
 &= -2b_0\{(\alpha+\beta)(\alpha^2+\beta^2) + (\alpha^2+\beta^2+\alpha\beta)\} \\
 &= -2b_0\{a_1(a_1^2+2a_2) + (a_1^2+2a_2-a_2)\} \\
 &= -2b_0(a_1^3+2a_1a_2+a_1^2+a_2) \tag{C.19}
 \end{aligned}$$

を得る.

この結果は、文献 [44] の式 (6) の結果である

$$E[e^2(k)] = 2 - \frac{1+a_2}{1-a_2} ((1-a_2)^2 - a_1^2)((a_1^2+a_2) + (a_1(a_1^2+2a_2)))^2 \tag{C.20}$$

とは異なっている.

そこで、ここで導出した理論値と、10000 サンプルの信号における実験値との比較を行い、導出した理論値の検証を行う. ここでは、 $b_0 = 0.31$ とする.

図 C.1 と図 C.2 は、それぞれ、導出した理論式から求めた 2 乗平均誤差と実験により近似的に求めた 2 乗平均誤差の等高線図である. このように、理論式から求めた結果は、実験的に求めた結果と一致する. これは、式 (C.4) から式 (C.5) の理論値の解法が正しいことを裏付けている. つまり、文献 [44] の式 (6) の導出は間違っていることが確認できた.

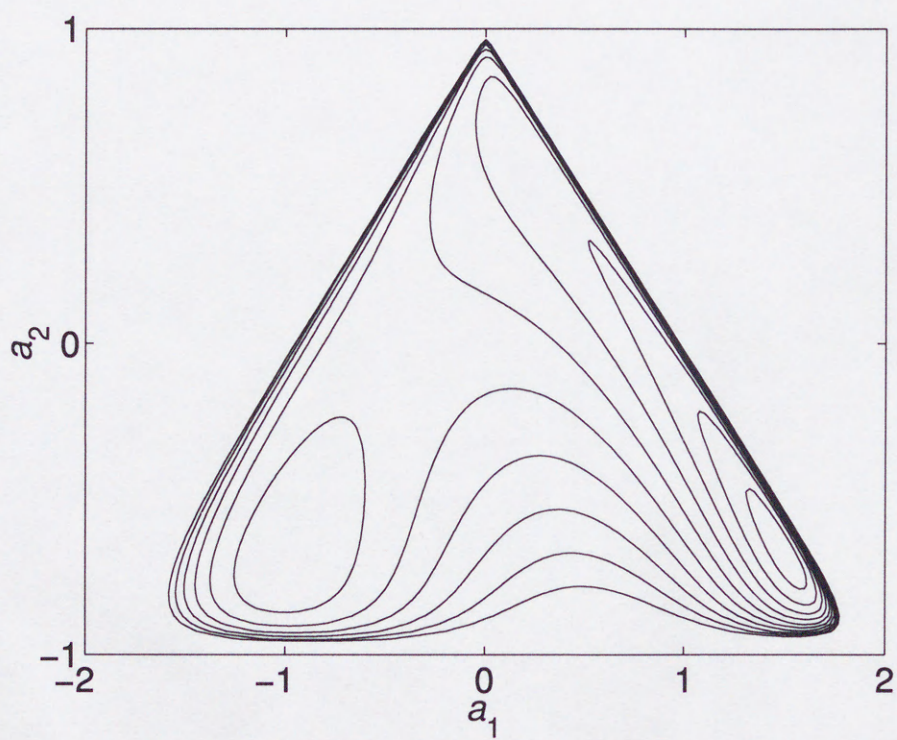


図 C.1 解析的に導出した2乗平均誤差の等高線

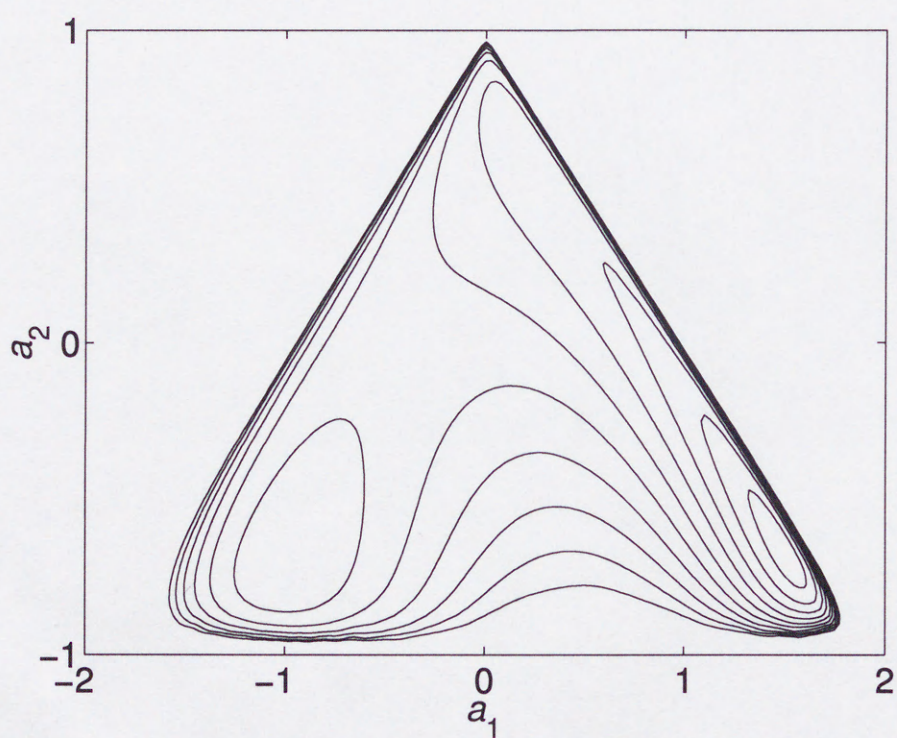


図 C.2 実験的に導出した2乗平均誤差の等高線

参考文献

- [1] 辻井重男 (編), “適応信号処理,” 昭晃堂, 1995.
- [2] B. Widrow and M. E. Hoff, “Adaptive switching circuits,” IRE WESCON Convention Record, pp. 96–104, 1960.
- [3] B. Widrow, J. John R. Glover, J. M. McCool, J. Kaunitz, C. S. Williams, R. H. Hearn, J. James R. Zeidler, Eugene Dong and R. C. Coodlin, “Adaptive noise cancelling: Principles and applications,” Proceedings of the IEEE, vol. 63, no. 12, pp. 1692–1716, Dec. 1975.
- [4] S. Haykin, “Adaptive filter theory,” Prentice Hall, New Jersey, third edition, 1996.
- [5] 古川功, 安川博, 島田正治, “音響エコーキャンセラの所要タップ長に関する一考察,” 電子情報通信学会論文誌 B, vol. J70-B, no. 1, pp. 48–55, Jan. 1987.
- [6] 樋口龍雄, “デジタル信号処理の基礎,” 昭晃堂, 1986.
- [7] 谷萩隆嗣, “デジタル信号処理の理論 3 推定・適応信号処理,” コロナ社, 1986.
- [8] P. A. Regalia, “Adaptive IIR filtering in signal processing and control,” Marcel Dekker, New York, 1994.

- [9] J. J. Shynk, "Adaptive IIR filtering," IEEE ASSP Magazine, vol. 6, no. 2, pp. 4-21, April 1989.
- [10] S. D. Stearns, "Error surfaces of recursive adaptive filters," IEEE Transactions on Circuits and Systems, vol. CAS-28, no. 6, pp. 603-606, June 1981.
- [11] Q. Ma and C. F. N. Cowan, "Genetic algorithms applied to the adaptation of IIR filters," Signal Processing, vol. 48, no. 2, pp. 155-163, Jan. 1996.
- [12] M. Abe and M. Kawamata, "A single DSP implementation of evolutionary digital filters," Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. 253-257, Nov. 1998.
- [13] 阿部正英, 川又政征, "進化論的デジタルフィルタの単一 DSP 上での実現," 1998 年電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, no. A-4-29, p. 78, Sept. 1998.
- [14] M. Abe and M. Kawamata, "Evolutionary digital filtering for IIR adaptive digital filters based on the cloning and mating reproduction," IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, vol. E81-A, no. 3, pp. 398-406, March 1998.
- [15] M. Abe and M. Kawamata, "Comparison of convergence behavior of evolutionary digital filters and simple genetic algorithm based adaptive digital filters on a multiple-peak surface," Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. S16.2.1-S16.2.5, Nov. 1997.
- [16] M. Abe and M. Kawamata, "Comparison of the convergence of IIR evolutionary digital filters and other adaptive digital filters on a multiple-peak surface," Con-

- ference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, vol. 2, pp. 1674-1678, Nov. 1997.
- [17] 阿部正英, 川又政征, “多峰性の評価関数空間における進化論的デジタルフィルタとその他の適応デジタルフィルタの収束特性の比較,” 1997年電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, no. SA-4-8, pp. 227-228, Sept. 1997.
- [18] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, “多峰性の評価関数空間における進化論的デジタルフィルタと LMS 適応デジタルフィルタの収束特性の比較,” 第 10 回回路とシステム軽井沢ワークショップ論文集, pp. 47-52, April 1997.
- [19] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, “進化論的デジタルフィルタにおけるフィルタ係数の収束動作の解析,” 電子情報通信学会技術研究報告, no. DSP96-96, ICD96-151, pp. 87-94, Oct. 1996.
- [20] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, “進化論的デジタルフィルタにおける有性生殖手法の収束動作の解析,” 1996 年電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, no. A-80, p. 81, Sept. 1996.
- [21] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, “多峰性の評価関数空間における進化論的デジタルフィルタと LMS アルゴリズムを用いた適応フィルタの係数探索動作の比較,” 平成 8 年度電気関係学会東北支部連合大会講演論文集, no. 1I7, p. 316, Aug. 1996.
- [22] M. Abe, M. Kawamata and T. Higuchi, “Convergence behavior of evolutionary digital filters on a multiple-peak surface,” Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, vol. 2, pp. 185-188, May 1996.

- [23] M. Abe, M. Kawamata and T. Higuchi, "Evolutionary digital filtering based on the cloning and mating reproduction," IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, vol. E79-A, no. 3, pp. 370-373, March 1996.
- [24] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "多峰性の評価関数曲面上での進化論的デジタルフィルタの収束特性の検討," 第18回情報理論とその応用シンポジウム予稿集, pp. 801-804, Oct. 1995.
- [25] 川又政征, 阿部正英, 樋口龍雄, "生物の環境適応をモデルとする適応信号処理," 電子情報通信学会基礎・境界ソサエティ大会講演論文集, no. PA-2-6, pp. 244-245, Sept. 1995.
- [26] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタの提案とそのシステム同定への応用," 第8回回路とシステム軽井沢ワークショップ論文集, pp. 43-48, April 1995.
- [27] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタとその応用," 計測自動制御学会東北支部第151回研究集会, no. 151-11, Dec. 1994.
- [28] M. Kawamata, M. Abe and T. Higuchi, "Evolutionary digital filters — adaptive digital filters based on evolutionary strategies of organisms —," Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. 263-268, Oct. 1994.
- [29] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタ," 電子情報通信学会秋季大会講演論文集, no. A-108, p. 108, Sept. 1994.

- [30] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, “進化論的デジタルフィルタ — 生物の適応戦略をモデルとした適応フィルタ —,” 電子情報通信学会技術研究報告, no. CAS94-37, VLD94-37, DSP94-59, pp. 123-130, 1994.
- [31] S. D. Stearns, “Fundamentals of adaptive signal processing,” in *Advanced Topics in Signal Processing*, eds. J. S. Lim and A. V. Oppenheim, pp. 246-288, Prentice Hall, New Jersey, 1988.
- [32] 北野宏明 (編), “遺伝的アルゴリズム,” 産業図書, 1993.
- [33] 北野宏明 (編), “遺伝的アルゴリズム 2,” 産業図書, 1995.
- [34] 北野宏明 (編), “遺伝的アルゴリズム 3,” 産業図書, 1997.
- [35] 伊庭斉志, “遺伝的アルゴリズムの基礎 — GA の謎を解く —,” オーム社, 1994.
- [36] M. Mitchell (伊庭 斉志監訳), “遺伝的アルゴリズムの方法,” 東京電機大学出版局, 1997.
- [37] 伊庭斉志, “進化論的計算手法の最近の研究動向,” 情報処理, vol. 39, no. 1, pp. 32-36, 1 1998.
- [38] 星野力, “進化論は計算しないとわからない — 人工生命白書 —,” 共立出版, 1998.
- [39] NHK 取材班, “奇跡のシステム “性” / 昆虫たちの情報戦略,” NHK サイエンススペシャル 生命 40 億年はるかな旅, 第 4 巻, 日本放送出版協会, 1994.

- [40] B. Widrow and J. M. McCool, "A comparison of adaptive algorithms based on the methods of steepest descent and random search," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. AP-24, no. 5, pp. 615-637, Sept. 1976.
- [41] D. M. Etter and M. M. Masukawa, "Performance of adaptive delay algorithms on unimodal and non-unimodal error functions," *Asilomar Conference on Circuits, Systems, and Computers* Fourteenth Asilomar Conference on Circuits, Systems, and Computers, pp. 361-365, Nov. 1980.
- [42] D. M. Etter and M. M. Masukawa, "A comparison of algorithms for adaptive estimation of the time delay between sampled signals," *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 1253-1256, 1981.
- [43] D. M. Etter, M. J. Hicks and K. H. Cho, "Recursive adaptive filter design using an adaptive genetic algorithm," *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 635-638, 1982.
- [44] S. D. Stearns, R. A. David and D. M. Etter, "A survey of IIR adaptive filtering algorithms," *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, pp. 709-711, 1982.
- [45] S. J. Flockton and M. S. White, "Pole-zero system identification using genetic algorithms," *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithm*, pp. 531-535, July 1993.
- [46] S. C. Ng, S. H. Leung and A. Luk, "Improving the convergence of back-propagation using genetic search," *Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, pp. 128-131, Oct. 1993.

- [47] S. C. Ng, C. Y. Chung, S. H. Leung and A. Luk, "Fast convergent genetic search for adaptive IIR filtering," Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp. III-105-III-108, 1994.
- [48] S. C. Ng, C. Y. Chung, S. H. Leung and A. Luk, "An evolutionary search algorithm for adaptive IIR equalizer," Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 53-56, 1994.
- [49] S. C. Ng, S. H. Leung, C. Y. Chung, A. Luk and W. H. Lau, "The genetic search approach — a new learning algorithm for adaptive IIR filtering —," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 13, no. 6, pp. 38-46, Nov. 1996.
- [50] G. D. Cain, A. Yardim, J. Brun and B. Summers, "Real-time IIR notch filtering using Darwinian adaption," Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 432-435, June 1991.
- [51] G. D. Cain, A. Yardim and R. Taori, "Error measurement issues in Darwinian adaptive notch filtering," Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. 503-517, March 1992.
- [52] S. Haykin (武部 幹訳), "適応フィルタ入門," 現代工学社, 1987.
- [53] 伊庭齐志, "遺伝的プログラミング," 東京電機大学出版局, 1996.
- [54] R. Tanese, "Distributed genetic algorithms," Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithm, pp. 434-439, June 1989.
- [55] C. R. Johnson Jr. and M. G. Larimore, "Comments on and additions to "an adaptive recursive LMS filter"," Proceedings of the IEEE, vol. 65, no. 9, pp. 1399-1401, Sept. 1977.

- [56] A. Papoulis (中山謙二, 根本幾, 町田 東一訳), “確率とランダム変数,” パポリス応用確率論 (1), 東海大学出版会, 1992.
- [57] R. Vich (富久 泰明監訳), “電子／制御／システム工学のための Z 変換の理論と応用,” ブレイン図書, 1990.

索引

Symbol

1 点交叉 57
 1 点探索 33, 51, 57
 2 乗誤差 12, 42, 76
 2 乗平均誤差 9, 17, 21, 76
 —— 曲面 10, 17, 56
 —— の理論値 ... 70, 72, 78, 112,
 123, 128

A

adaptive digital filter 12

ADF

LMS- —— 12, 57, 92, 104

SGA- —— 12, 57

C

C 言語 102

Cain 34

Cauchy 114

D

Darwinian design 12, 34

DGA 94

digital signal processor 13, 102

distributed genetic algorithm 94

DSP 94, 102

単一 —— 103

並列 —— 13, 92, 94, 103

E

EDF 10, 38, 104

—— の計算量 92

—— の構成 38

—— の性能評価 54

—— の適応アルゴリズム ... 11,
 43, 49, 79

—— のパラメータ 54, 56

sub- —— 95

並列 —— 13, 92, 95, 104

Etter 34, 52

evolutionary digital filter 10, 38

F

finite impulse response 9

FIR フィルタ 9, 10, 23
 Flockton 35

G

GA 34, 35, 94
 — のパラメータ 54
 — の並列実現 94
 genetic algorithm 12, 34
 Genitor 35

H

Hoff 8, 21

I

IIR フィルタ 9, 10, 26, 35, 48, 78
 infinite impulse response 9
 island model 94

L

least mean square 8, 12
 linear random search 12, 33
 LMS アルゴリズム . 8-10, 21, 34-36,
 50, 52
 — における係数更新式 ... 23
 LMS-ADF 12, 57, 92, 104
 — の計算量 92
 — の適応アルゴリズム ... 57
 LRS アルゴリズム 33

— における係数更新式 ... 33

M

Ma 35

N

new learning adaptive algorithm 12, 35
 Ng 35, 52

P

partitioned genetic algorithm 94
 PGA 94, 95

R

RPE アルゴリズム 26, 48, 50, 57, 78
 — の係数更新式 29

S

SA 34
 SGA 35, 57
 SGA-ADF 12, 57
 — の遺伝子数 58
 — の適応アルゴリズム ... 57
 simple genetic algorithm ... 12, 35, 57
 simulated annealing 34
 sub-EDF 95

T

Tanese 94
 Texas Instruments 102

TMS320C40 102
TMS320C6201 102

V

very long instruction word 102
VLIW 102

W

Widrow 8, 21, 33

あ

アナログ技術 8
アブラムシ 43
アルゴリズム
EDF の適応 —— .. 11, 43, 49, 79
LMS —— . 8-10, 21, 34-36, 50, 52
LMS-ADF の適応 —— 57
LRS —— 33
RPE —— 26, 48, 50, 57, 78
SGA-ADF の適応 —— 57
遺伝的 —— 34
最小 2 乗平均 —— 8, 12
単純遺伝的 —— ... 12, 35, 52, 57
適応 —— 9, 38
分割遺伝的 —— 94
分散遺伝的 —— 94
安定化 12
フィルタの —— 10

安定性 30
—— の判別 12, 30, 57, 77-79

い

遺伝オペレーション 35
遺伝オペレータ 57, 58
遺伝子 34, 40, 41, 52, 77
—— 形 58
—— 数 54
—— 長 58
—— の多様性 55
—— の転写ミス 46, 48, 55
遺伝的アルゴリズム 34
単純 —— 12, 35, 52, 57
分割 —— 94
分散 —— 94
移民 94
インバースモデリング 8

え

エコーキャンセリング 8-10, 16
榎本 8
エミュレート 11

お

大島 8

か

外乱 15

——の統計的性質.....15
 拡声通信.....9
 かたいシステム.....11
 干渉キャンセリング.....9, 17, 83
 観測雑音.....15, 55

き

キャンセリング
 エコー——.....8-10, 16
 干渉——.....9, 17, 83
 心電図の干渉——.....83
 適応ノイズ——.....9
 極.....10, 61
 極座標.....61
 極小値.....10, 12, 55
 近傍探索.....34, 35, 43, 46

け

計算量
 EDF の——.....92
 LMS-ADF の——.....92
 係数更新式.....17, 23, 26, 33
 LMS アルゴリズムにおける —
 ——.....23
 LRS アルゴリズムにおける —
 ——.....33
 RPE アルゴリズムの——...29

係数ベクトル.....41, 52

こ

交叉.....35, 57
 ——率.....54, 58
 1 点——.....57

構成

EDF の——.....38
 適応デジタルフィルタの——
 14, 38

構造

ツリー——.....102
 ラティス——.....35
 勾配ベクトル.....21, 22
 推定した——.....22, 24, 26, 76
 コーディング.....34

誤差

2 乗——.....12, 42, 76
 2 乗平均——.....9, 17, 21, 76
 最大値——.....12, 42, 76
 絶対値和——.....12, 42, 76
 誤差関数.....12, 42, 76

誤差曲面

2 乗平均——.....10, 17, 56
 多峰性の——.....50
 多峰性の 2 乗平均——...12, 78
 単峰性の 2 乗平均——.....33

さ

- 最急降下法 9, 21, 57
 最小 2 乗平均アルゴリズム ... 8, 12
 最小値 10, 12, 42
 —— 探索 42
 最大値 42
 —— 誤差 12, 42, 76
 —— 探索 42
 最適性 30
 雑音除去 15
 —— における目標信号 16

し

- 自己組織化 11
 システム
 かたい —— 11
 適応 —— 11
 未知 —— 9, 15, 55
 やわらかい —— 11
 システム同定 8, 9, 15, 55, 103
 —— における目標信号 15
 自然選択 33
 実行コード 102
 島モデル 94
 シミュレーテッド・アニーリング 34
 縦続形 35
 収束性 30

- 集団遺伝学 94
 出力選択 42
 進化オペレータ 43
 進化論的
 —— 計算手法 11, 38, 40, 79
 —— デジタルフィルタ 10, 38
 人工生命 11
 心電図 12, 83
 —— の干渉キャンセリング .. 83

す

- 推定した勾配ベクトル 22, 24, 26, 76
 ステップサイズパラメータ 21, 24,
 33, 57

せ

- 生殖 40, 43, 46
 生殖手法 43
 無性 —— 43, 44, 49, 51
 有性 —— 43, 44, 47, 50, 51
 生物の分布 77
 絶対値和誤差 12, 42, 76
 線形予測符号化 9
 選択 35, 40, 43, 46, 48, 57
 自然 —— 33
 出力 —— 42
 ルーレット —— 57

そ

総生物数.....43, 58, 94

た

大域探索.....35, 44

多点探索.....35, 44, 50, 57, 79, 102

多峰性.....10, 35, 44, 51

——の2乗平均誤差曲面 12, 78

——の誤差曲面.....50

単位円.....61

単一 DSP.....103

探索

1点 ——.....33, 51, 57

近傍 ——.....34, 35, 43, 46

最小値 ——.....42

最大値 ——.....42

大域 ——.....35, 44

多点 ——..35, 44, 50, 57, 79, 102

ランダム ——.....33, 35, 36, 52

単純遺伝的アルゴリズム 12, 35, 52,

57

単峰性.....50, 59

——の2乗平均誤差曲面....33

ち

遅延素子.....48

長距離電話回線.....9

つ

ツリー構造.....102

て

デジタル信号処理技術.....8

デジタルフィルタ

進化論的 ——.....10, 38

適応 ——.....12, 15, 55

適応 IIR ノッチフィルタ.....34

適応アルゴリズム.....9, 38

——の並列化.....92, 94

EDF の ——.....11, 43, 49, 79

LMS-ADF の ——.....57

SGA-ADF の ——.....57

適応過程.....9, 14

適応差分パルス符号変調.....9

適応システム.....11

適応信号処理.....11, 14, 40

適応スイッチング回路.....21

適応線スペクトル強調.....9

適応デジタルフィルタ . 12, 15, 55

——の極.....62

——の係数.....15

——の構成.....14, 38

——の評価量.....21

適応度.....40, 42-44

——の高い生物.....44

——の低い生物 47
 適応等化 9
 適応ノイズキャンセリング 9
 適応能力 11
 適応フィルタ 8

と

淘汰 40, 43, 46, 48
 同定 8
 システム —— ... 8, 9, 15, 55, 103
 突然変異 35, 57
 ——率 54, 58
 トレードオフ 55

な

内部状態 48-50
 ——の制御 49
 内部フィルタ 38, 40-42, 92

に

ニューラルネットワーク 11

は

バイナリ表現 34, 52, 57
 ハチ 11
 パラメータ
 ——推定 16
 ——の設定 54, 111

EDF の —— 54, 56
 GA の —— 54
 ステップサイズ —— . 21, 24, 33,
 57
 未知システムの —— 15

ひ

評価 40, 42
 評価期間 43, 58
 評価値 42
 評価量 16, 17
 表現形 58

ふ

フィードバックループ 48, 78
 フィルタ
 FIR —— 9, 10, 23
 IIR —— 9, 10, 26, 35, 48, 78
 進化論的デジタル —— 10, 38
 適応 —— 8
 適応 IIR ノッチ —— 34
 適応デジタル —— .. 12, 15, 55
 内部 —— 38, 40-42, 92
 フィルタの安定化 10
 フィルタリング過程 ... 9, 14, 38, 41
 ブラインド等化 9
 分割遺伝的アルゴリズム 94

分散遺伝的アルゴリズム.....94
分散メモリ型.....102

へ

並列 DSP.....13, 92, 94, 103
並列 EDF 13, 92, 95, 104
並列化
 適応アルゴリズムの —— 92, 94
並列形 35
並列処理 11, 12
並列度 94

み

ミジンコ 43
未知システム 9, 15, 55
 —— の極 10, 62
 —— のパラメータ 15

む

無性生殖手法 43, 44, 49, 51

も

目標信号 15
 雑音除去における —— 16
 システム同定における —— . 15

や

やわらかいシステム 11

ゆ

有性生殖手法 43, 44, 47, 50, 51

よ

予測 9

ら

ラティス構造 35
ランダム探索 33, 35, 36, 52

り

留数定理 114
粒度 94

る

ルーレット選択 57

れ

零点 61

ろ

ローカルメモリ 102

謝 辞

本論文は、著者が東北大学大学院工学研究科川又研究室において行った研究を取りまとめたものである。

本研究を行うにあたり、川又政征教授には、研究に対する懇切なる御指導と終始変わらぬ励ましを頂きました。先生の研究・教育に対する真摯な御姿勢から多くを学んだことを銘記し、深く感謝いたします。

東北大学大学院情報科学研究科の樋口龍雄教授には、著者が本研究に着手して以来、今日まで、終始熱心な御指導とご鞭撻を頂きました。ここに改めて深く感謝の意を表します。

東北大学大学院工学研究科の阿部健一教授には、本論文をまとめるにあたり、御専門の立場から有意義なご意見を頂きました。ここに深く感謝いたします。

また、現在ソフィア工科大学のGeorgi Kostov Stoyanov 助教授には、熱心に御討論頂くとともに、多大な労を惜しまれず、終始かわらぬ励ましを頂きました。心より感謝いたします。

最後に、日頃から様々な面でご協力頂いた研究室諸氏に厚く御礼申し上げます。

1999 年 1 月 20 日



